

SISTEMA DE RECOMENDACIÓN DE INVERSIÓN BASADO EN ANÁLISIS TÉCNICO Y REDES NEURONALES PARA PEQUEÑOS INVERSIONISTAS EN COLOMBIA

**SANTIAGO PALACIO TRUJILLO
JULIAN RESTREPO GÓMEZ**

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Financiero

Pablo Andrés Deossa Molina

**MsC en Ingeniería Administrativa y PhD en Industria y
Organizaciones**



**UNIVERSIDAD EIA
INGENIERÍA FINANCIERA
ENVIGADO
2018**

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

CONTENIDO

	pág.
INTRODUCCIÓN.....	10
1. PRELIMINARES.....	11
1.1 Planteamiento del problema	11
1.2 Objetivos del proyecto	14
1.2.1 Objetivo General.....	14
1.2.2 Objetivos Específicos	14
1.3 Marco de referencia.....	14
1.3.1 Antecedentes	14
1.3.2 Marco Teórico	16
2. METODOLOGÍA.....	25
2.1 Lenguaje de programación	25
2.2 Descarga de datos	27
2.3 Cálculo indicadores	27
2.4 Reglas de decisión	28
2.4.1 MACD.....	28
2.4.2 RSI	29
2.4.3 ADX.....	30
2.5 Vector combinado.....	31
2.6 Procesamiento de datos (red neuronal)	32
2.7 Shiny app	33
3. RESENTACIÓN Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS.....	35

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

3.1	Resultados pendiente y periodo	35
3.1.1	Periodos de un año	36
3.1.2	Periodos de tres años.....	38
3.1.3	Periodos de cinco años	39
3.2	Elección número del neuronas para red neuronal con cuatro entradas	41
3.3	Resultados red neuronal con cuatro entradas	43
3.3.1	Ecopetrol	43
3.3.2	Preferencial Bancolombia.....	45
3.3.3	Grupo Sura.....	46
3.3.4	ISA	47
3.3.5	Grupo Nutresa.....	47
3.4	Comparación ECM con rendimientos generados y precisión de la red neuronal	48
3.5	Resultados red neuronal con una entrada	51
3.6	Plataforma Web.....	51
4.	CONCLUSIONES Y CONSIDERACIONES FINALES	55
	REFERENCIAS	57
	ANEXOS	60

LISTA DE TABLAS

	pág.
Tabla 1: Resumen Resultados Vector Combinado vs Posición Larga.....	36
Tabla 2: Resultados periodo de un año	36
Tabla 3: Resultados periodo de tres años.....	38
Tabla 4: Resultados periodo de cinco años	39
Tabla 5: Error Cuadrático Medio - Una Capa	41
Tabla 6: Error Cuadrático Medio - Dos Capas	41
Tabla 7: Resumen Rentabilidades	43
Tabla 8: Matriz de Confusión Ecopetrol	44
Tabla 9: Matriz de Confusión Pf Bancolombia	45
Tabla 10: Matriz de Confusión Grupo Sura	46
Tabla 11: Matriz de Confusión ISA	47
Tabla 12: Matriz de Confusión Grupo Nutresa	48

LISTA DE GRÁFICAS

	pág.
Gráfica 1: Indicador MACD	29
Gráfica 2: Indicador RSI.....	30
Gráfica 3: Indicador ADX	31
Gráfica 4: Error Cuadrático Medio	42
Gráfica 5: ECM vs Precisión Grupo Nutresa	49
Gráfica 6: ECM vs Precisión Grupo Sura	50
Gráfica 7: ECM vs Rendimiento ISA	50
Gráfica 8: ECM vs Rendimiento Pf Bancolombia	51

LISTA DE FIGURAS

	pág.
Figura 1: Estructura Sistema Financiero en Colombia	16
Figura 2: Esquema Red Neuronal.....	22
Figura 3: Diagrama de Flujo de la Metodología	26

LISTA DE ANEXOS

	pág.
Anexo 1: Canasta COLCAP vigente para el tercer trimestre del año 2018	60
Anexo 2: Rendimientos del <i>Backtesting</i>	61
Anexo 3: Series Históricas de Precios – Periodos de 1 Año	65
Anexo 4: Series Históricas de Precios – Periodos de 3 Años.....	66
Anexo 5: Series Históricas de Precios – Periodos de 5 Años.....	71
Anexo 6: Red Neuronal Ecopetrol.....	74
Anexo 7: Red Neuronal Preferencial Bancolombia	74
Anexo 8: Red Neuronal Grupo Sura	75
Anexo 9: Red Neuronal ISA.....	75
Anexo 10: Red Neuronal Grupo Nutresa	76
Anexo 11: ECM vs Precisión	77
Anexo 12: ECM vs Rendimiento	79
Anexo 13: Código de Programación en R.....	80

RESUMEN

Actualmente en Colombia, los pequeños inversionistas del mercado de valores están considerablemente expuestos, no solo a las variaciones de precio de las acciones que pueden afectar el valor de sus portafolios, sino también a la falta de comunicación y confianza entre el comisionista de bolsa y dichos individuos. Además, este tipo de inversionistas no tienen las herramientas, el tiempo o los conocimientos necesarios para mitigar de manera adecuada el riesgo de sus inversiones. Es por esto que se decide desarrollar una plataforma web con el uso de R, la cual a través de la utilización de indicadores de análisis técnico y redes neuronales posibilitará identificar momentos de compra y venta, proporcionando una herramienta útil para los pequeños inversionistas que les permitirá mitigar el riesgo de sus inversiones. Los resultados obtenidos en este trabajo muestran como el uso de un vector combinado de señales y de redes neuronales genera rendimientos superiores a los de una posición larga en cuatro de las cinco acciones analizadas, y en todos los escenarios se obtienen rentabilidades positivas. Además, la puesta en marcha de la página web con Shiny provee una herramienta del mercado de valores de fácil acceso para los pequeños inversionistas.

Palabras clave: mercado de valores, análisis técnico, redes neuronales, inversionistas.

ABSTRACT

Currently in Colombia, small investors of the stock market are considerably exposed to not only the price variation of shares which can affect the value of their portfolios, but also to the lack of communication and trust between them and their stockbroker. In addition, this type of investors does not have the tools, time or knowledge necessary to adequately manage the risk of their investments. Based on the above, it is decided to develop a web platform with the use of R, which will use technical analysis and neural networks to identify buy or sell signals, providing a useful tool for small investors that will allow them to mitigate the risk of such investments. The results obtained in this work demonstrate how the use of a combined vector of signals and neural networks generates higher yields than those generated by a long position in four of the five analyzed shares, and in all scenarios positive returns are obtained. Additionally, the startup of the web page with the use of Shiny provides an easy to access stock market tool for small investors.

Keywords: stock market, technical analysis, neural networks, investors.

INTRODUCCIÓN

En este trabajo se comienza explorando los diferentes problemas que enfrentan los pequeños inversionistas al momento de participar en el mercado de valores colombiano. Entre ellos se destacan la falta de conocimiento, tiempo y herramientas financieras para tomar decisiones de inversión adecuadas, otro problema importante son los montos de dinero tan pequeños que representan las inversiones de este tipo de individuos, lo que se traduce en comisiones insignificantes para las comisionistas y por lo tanto una falta de asesoría adecuada, de igual forma las crisis financieras recientes han generado desconfianza en el mercado de capitales por lo que los individuos prefieren no invertir en éste. De lo anterior, nace la necesidad de crear una herramienta que facilite la toma de decisiones de los pequeños inversionistas a la hora de participar en este mercado, mediante las recomendaciones de compra o venta de acciones.

Adicionalmente, en este trabajo se hace una revisión sobre diferentes artículos en los cuales se implementan diferentes métodos para la predicción de series de tiempo como econometría y sistemas híbridos inteligentes, y se habla sobre la predictibilidad del mercado de capitales colombiano. Posteriormente, en el marco teórico se hace una explicación detallada del sistema financiero en Colombia y se definen claramente los tres indicadores técnicos a utilizar.

Luego, en el capítulo de metodología se explica cómo fue el proceso para la elaboración de la plataforma, iniciando por la descarga de datos de precios históricos, el procesamiento de los datos utilizando el lenguaje de programación R, el análisis técnico y redes neuronales y finalizando con la puesta en marcha de la plataforma con el uso de Shiny.

En la sección de resultados se toman cinco acciones de la Bolsa de Valores de Colombia y se evalúan los rendimientos obtenidos a partir de señales de compra y venta generadas por tres indicadores de análisis técnico, un vector combinado y la red neuronal, posteriormente se comparan estos rendimientos con la posición larga sobre cada activo. Adicionalmente se hacen algunos comentarios sobre las relaciones entre el error cuadrático medio con la precisión del modelo y la generación de rentabilidades.

Finalmente, se hacen algunas conclusiones y consideraciones finales sobre los resultados obtenidos y se hacen recomendaciones para trabajos futuros en el ámbito del mercado de capitales colombiano.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

1. PRELIMINARES

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En los mercados bursátiles hay diferentes tipos de inversionistas. Están los grandes individuos, quienes invierten sus excesos de capital y cuyos portafolios son tan valorizados que requieren un monitoreo y una atención constante. Después, están los pequeños inversionistas, los cuales invierten una parte de su patrimonio en estos mercados, pero que no representan montos atractivos para las comisionistas. Estos últimos, son los más afectados cuando ocurren crisis financieras que afectan directamente al mercado. Un claro ejemplo de esto es lo sucedido en InterBolsa, donde muchas personas no solo perdieron ahorros comunes sino también vitalicios, dejándolos en graves problemas económicos (Gómez-Gonzales & Melo Velandia, 2014).

Hay varias razones que explican lo anterior; dentro de ellas está el hecho de que la gran mayoría de estos inversionistas no representa un buen porcentaje de las comisiones obtenidas por las sociedades, por lo que al momento de sacar provecho del mercado (obtener utilidades o mitigar pérdidas) terminan siendo los últimos favorecidos. Además, fraudes financieros y la falta de comunicación constante entre el comisionista de bolsa y el inversionista hacen que las personas pierdan confianza en los mercados y que no estén preparadas o se sepan defender antes sucesos ordinarios o extraordinarios que afecten el valor de sus inversiones.

Esta falta de confianza no solo se deriva de factores externos, sino también de la cuestionable precisión que tienen ciertos individuos al momento de analizar el mercado bursátil y hacer proyecciones. Según Hoffmann y Shefrin, las personas que invierten usando análisis técnico frecuentemente toman malas decisiones a la hora de conformar los portafolios, obteniendo retornos inferiores a otro tipo de inversores (Hoffmann & Shefrin, 2014). Por otro lado, hay autores que consideran que las estrategias que usan el análisis técnico pueden dar valores positivos, basándose en un total de 95 estudios modernos (Park & Irwin, 2007). Por esto, se considera que los resultados dependen de la objetividad y significancia que se les da a los distintos indicadores del análisis técnico.

Algunas alternativas que pueden usar estos inversionistas para mejorar sus situaciones podrían ser la de mejorar sus posiciones al invertir más capital y así demandar más atención del comisionista de bolsa. Otra, es estar constantemente pendiente de sus inversiones y de cómo se está comportando el mercado. Por último, se puede invertir en otro activo que sea menos riesgoso, como lo puede ser un bono gubernamental o productos bancarios como CDTs, cuentas de ahorros, entre otros.

Sin embargo, estas alternativas tienen algunos inconvenientes. Primero, no todos tienen la capacidad económica de aumentar su portafolio, por lo que la alternativa inicial no es

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

muy viable. La segunda es complicada porque son pocas las personas que pueden dedicar el tiempo necesario a sus inversiones en la bolsa, ya que para esto se requiere esfuerzo, dedicación, conocimiento y hay una alta exposición al riesgo si se desean retornos de corto plazo. Finalmente, por más que invertir en un activo con menor riesgo sea viable para algunos, no todos los inversionistas tienen expectativas de bajos retornos, por lo que el único mercado que podrá satisfacer esas expectativas sería el de valores.

En definitiva, el problema que se identificó es que los pequeños inversionistas son vulnerables, no solo a las variaciones de precio de las acciones que pueden afectar el valor de sus portafolios, sino también a la falta de comunicación y confianza entre el comisionista de bolsa y dichos individuos. Además, este tipo de inversionistas no tienen las herramientas, el tiempo o los conocimientos necesarios para mitigar de manera adecuada el riesgo de sus inversiones.

Antes de dar la solución a este problema de investigación, es necesario explicar las razones por las cuales es relevante darle solución. En principio, es importante entender que el valor de los portafolios de los inversionistas no solo se ve afectado por los movimientos normales de oferta y demanda, sino también por hechos o circunstancias extraordinarias, ajenas a la dinámica normal del mercado, que en algunos casos pueden generar una crisis financiera.

Aunque parezca improbable, esto ya ha sucedido en países con economías estables y sistemas financieros fuertes donde la probabilidad de que este tipo de eventos ocurran es relativamente baja. Un claro ejemplo fue la crisis *subprime* que sufrió Estados Unidos en el 2008, en la cual un súbito descenso de los títulos valores asociados a las hipotecas generó un colapso del sistema financiero a nivel mundial (Kotz, 2009). Otro caso, fue el lunes negro de 1987, en el que las bolsas mundiales se desplomaron, causado por el pánico de los traders y la creciente influencia de los ordenadores en Wall Street (Portafolio, 2011).

Por otro lado, la probabilidad de que se dé una crisis financiera en un mercado accionario como el de Colombia es mayor, ya que como lo exponen Uribe y Fernández, “El mercado accionario colombiano presenta características que lo hacen particularmente vulnerable ante choques de grandes magnitudes que afecten sus precios [...] Los resultados muestran que existen dependencias considerables entre las acciones pertenecientes a diferentes sectores de la economía, lo cual indica que es de esperar que un choque de naturaleza extrema que se presente en un sector, se propague a los demás fácilmente.” (Uribe & Fernández, 2014).

En otras palabras, los autores consideran que el mercado de acciones colombiano tiene ciertas características que lo hacen vulnerable. Esto se debe a que depende en gran medida a lo que sucede en los demás sectores económicos, por lo que una crisis que se genere en cualquiera de ellos, se puede propagar fácilmente al mercado accionario.

Es por esto que las bolsas de valores del mundo, incluyendo a la colombiana, han venido siendo reguladas por entidades del mismo país a donde pertenecen. Son estas entidades

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

las que velan por el inversionista al monitorear los agentes de mercado y sus operaciones. Por ejemplo, en el caso de Colombia, la Superintendencia Financiera vela por estabilidad económica y por la protección del inversionista.

Adicionalmente, estas entidades reguladoras no siempre son eficientes a la hora de evitar crisis o fraudes financieros. Por ejemplo, la Superintendencia Financiera jugó un rol importante en el caso Interbolsa, ya que no supervisó de manera adecuada las operaciones que estaba haciendo la comisionista en el mercado de capitales.

Las posibles crisis económicas no son el único motivo por el cual se desea desarrollar una herramienta para mitigar los riesgos asociados al mercado de valores, sino también el crecimiento que pueda llegar a tener este sector debido a la globalización que lleva a una mayor integración de los mercados. En el caso de Latinoamérica, es el MILA (Mercado Integrado Latinoamericano) cuyos miembros son México, Chile, Perú y Colombia. Esta unión puede aumentar el flujo de capitales no solo a nivel nacional sino también a nivel regional, mejorando así las oportunidades de inversión y la liquidez de los mercados bursátiles (Vargas Pulido & Bayardo Martinez, 2013).

Otra razón importante para poner en marcha la plataforma, es por el comportamiento positivo que ha tenido el sector financiero y bursátil en Colombia en años recientes, lo que traerá nuevas oportunidades de negocio. Según datos del Banco de la República, la intermediación financiera, medida como las actividades desarrolladas por establecimientos financieros y de seguros, creció 6.75% para el año 2017 y 8.64% en los últimos cinco (5) años, lo que significa que es una de las ramas de actividad económica con mayor crecimiento. Para entender la magnitud de estos valores, es útil compararlo con otros sectores representativos como construcción, agricultura y comercio, los cuales en los últimos cinco (5) años han crecido en promedio 5.86%, 3.47% y 3.65% respectivamente (Banco de la República, 2018).

De la misma forma, el sector bursátil ha demostrado una dinámica positiva en años recientes. Por ejemplo, los intermediarios de valores pasaron de administrar \$3.17b en activos a finales de 2016 a gestionar \$4.3b en 2017, lo que representa un crecimiento de 35.5%. Además, obtuvieron utilidades por valor de \$108.3mm en 2017, 4% superiores al año anterior (Superintendencia Financiera de Colombia, 2017).

Otro factor que potenciará el mercado de capitales colombiano es la estrategia que ha implementado la Bolsa de Valores de Colombia (BVC) junto con su presidente, Juan Pablo Córdoba. Ésta consiste en proveer mejores condiciones de mercado para que lleguen nuevos inversionistas con el fin de diversificar sus opciones de ahorro e inversión, y atraer un mayor número de empresas para que realicen emisiones en el mercado bursátil y de esta forma darle mayor profundidad (Portafolio, 2018). La reciente integración entre la BVC y el Depósito Centralizado de Valores, va en línea con la estrategia descrita anteriormente, ya que lo que se busca es lograr sinergias que les permitan ser más eficientes en la prestación del servicio, lo que les facilitará la reducción de costos por un mejor uso de la infraestructura bursátil. Además, podrán ofrecer mayor cantidad de

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

productos de ahorro, inversión y financiamiento para empresas y personas naturales (Portafolio, 2017).

En general, se han identificado cuatro (4) factores por los cuales es relevante darle solución al problema expuesto en esta tesis. (1) Las posibles crisis financieras que se puedan dar en Colombia y la incapacidad de las entidades regulatorias al momento de evitarlas; (2) la creciente integración de los mercados de capitales regionales; (3) la dinámica positiva que ha tenido el sector financiero y bursátil en años recientes; y (4) la estrategia de la BVC para ofrecer un mejor servicio y mayores opciones de inversión.

De aquí la importancia de ayudar a los pequeños inversionistas a mitigar el riesgo de sus inversiones en el mercado accionario de Colombia, mediante la creación de una herramienta que ayude a reducir el riesgo y que sea asequible técnica y económicamente, para esto se propone el uso de *machine learning* y análisis técnico para identificar las tendencias de dicho mercado y dar elementos de decisión.

1.2 OBJETIVOS DEL PROYECTO

1.2.1 Objetivo General

Diseñar una plataforma que ayude a mitigar el riesgo de las inversiones de pequeños inversionistas en el mercado de valores de Colombia, utilizando análisis técnico y redes neuronales.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Explorar los distintos lenguajes de programación y elegir el que mejor se adapte a los requerimientos de la plataforma.
- Implementar tres (3) indicadores técnicos y redes neuronales sobre series de tiempo de acciones de la Bolsa de Valores de Colombia.
- Desarrollar las actividades necesarias para la puesta en marcha de la plataforma diseñada y su funcionamiento en una página web.

1.3 MARCO DE REFERENCIA

1.3.1 Antecedentes

Es posible encontrar numerosos autores que han usado técnicas como análisis técnico, redes neuronales u otro tipo de metodologías con el fin de modelar y predecir series de tiempo de activos bursátiles, y otros que han logrado crear plataformas online para proveer servicios de asesoría financiera a cualquier tipo de inversionista.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Un ejemplo sobre el modelamiento de series de tiempo es el artículo realizado por Esteban Roldán Ortiz, quien en 2014 planteó como se puede especular en los mercados financieros utilizando modelos econométricos y analizó la viabilidad de desarrollar un sistema de trading con una esperanza matemática que favorece al trader (Roldán Ortiz, 2014).

La metodología planteada para lograr identificar si este sistema era efectivo se separaba en tres partes. La primera consiste en seleccionar un activo financiero que cumplan con las siguientes características: tener una alta liquidez, que se pudieran efectuar operaciones de ventas en corto, de relativa baja volatilidad, y que fuera un activo que pudiera representar la situación actual del mercado mundial. La segunda etapa consiste en modelar los datos históricos de los precios del activo por medio de la econometría para realizar las predicciones. Finalmente, se realiza la estrategia y se determinan los parámetros del sistema de trading para identificar los momentos de compra y venta. Finalmente, el autor encuentra que con este modelo se obtienen ganancias en el 53% de las operaciones y que la relación beneficio-perdida es positiva, por lo que concluye que el sistema es efectivo siempre y cuando opere en condiciones normales del mercado (Roldán Ortiz, 2014).

El segundo artículo encontrado, elaborado por Bagheri, Mohammadi Peyhani y Akbari en 2014, muestra cómo es posible realizar predicciones de series de tiempo usando un sistema híbrido inteligente, una técnica mucho más sofisticada que la que usa el trabajo expuesto anteriormente. Este sistema se basa en analizar los datos históricos del mercado y los patrones gráficos para predecir las tendencias de los mercados bursátiles. Para esto utilizaron un método llamado *Dynamic Time Warping (DTW)-Wavelet Transform (WT)* que en esencia lo que hace es extraer de forma automática los patrones de los precios de activo financieros. Además, utilizaron un método conocido como *Adaptive Network-based Fuzzy Interference System (ANFIS)* para predecir los precios futuros del mercado. Finalmente, encontraron que los resultados de este modelo son positivos y que logran predecir de forma eficiente las tendencias del mercado y reconocer patrones (Bagheri, Mohammadi Peyhani, & Akbari, 2014).

Por otro lado, es importante mencionar antecedentes que hagan alusión a la predictibilidad del mercado accionario colombiano en específico, ya que es importante exponer argumentos a favor de la afirmación de que si es posible realizar predicciones en el mercado bursátil colombiano y obtener rentabilidades.

Los autores Sierra Suárez, Duarte Duarte y Rueda Ortiz justamente hablan sobre lo anterior en el artículo “Predictibilidad de los retornos en el mercado de Colombia e hipótesis del mercado adaptativo”. Para esto utilizaron una metodología que se desarrolla en 3 pasos. El primero consiste en realizar un análisis estadístico para identificar las características econométricas de las series de tiempo del COLCAP y el IGBC. Posteriormente, se analiza si la eficiencia del mercado es dinámica mediante un *test Ratio de varianza automático*, el cual se puede evaluar el grado de predictibilidad de un mercado. Finalmente, se hace un ajuste de modelos autorregresivos integrados de media móvil para determinar si los patrones identificados en el paso anterior permiten la

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

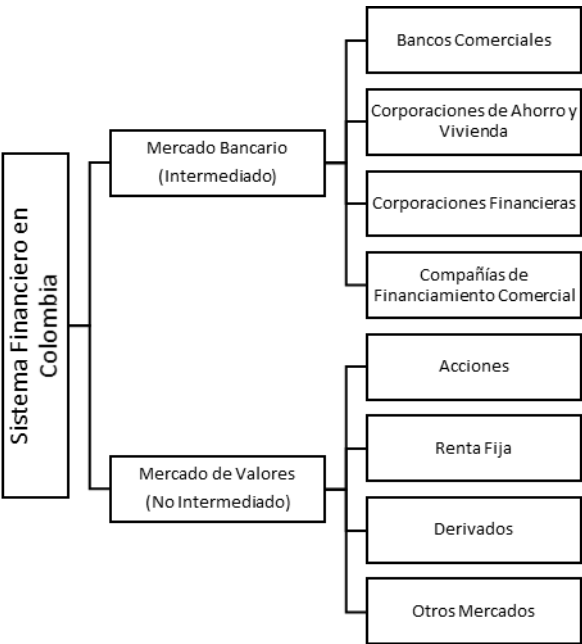
predictibilidad de las series. Los resultados hallados demuestran que hay periodos en los que el mercado sí es predecible, en especial en periodos poscrisis como 2002-2006 y 2008-2012; y que los modelos autorregresivos son una buena aproximación a la dinámica del mercado bursátil (Sierra Suarez, Duarte Duarte, & Rueda Ortiz, 2015).

Finalmente, es importante hablar sobre dos plataformas que ya existen en el mercado y que son similares a la que se plantea en este trabajo. La primera se conoce como *Investing.com* (Fusion Media Limited, 2018), en la cual los usuarios pueden buscar activos financieros y utilizar herramientas que ofrece la plataforma, como indicadores de análisis técnico o fundamental. Valora Inversiones es otra plataforma desarrollada en Colombia que también ofrece herramientas de análisis técnico a los clientes, pero que se enfoca principalmente en el análisis fundamental de las empresas (Valora Inversiones, 2018).

1.3.2 Marco Teórico

Inicialmente es necesario definir algunos conceptos básicos sobre el sistema financiero con el fin de que el lector pueda comprender con mayor facilidad las ideas que se exponen a lo largo del texto. El sistema financiero consiste en el conjunto de instituciones y operaciones a través de las cuales se transfieren recursos disponibles para invertir (sector superavitario) en empresas que los requieren para sus proyectos (sector deficitario). Este sistema se divide en el mercado bancario y el *mercado de valores* (Ver Figura 1: Estructura Sistema Financiero en Colombia) (Bolsa de Valores de Colombia, 2014).

Figura 1: Estructura Sistema Financiero en Colombia



La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Fuente: Bolsa de Valores de Colombia

El mercado bancario es básicamente entidades financieras que se dedican a captar y colocar recursos del público. Por otro lado, el mercado de valores, el cual es el de mayor interés en este caso, consiste en la transferencia de recursos entre los inversionistas (sector superavitario) y las empresas (sector deficitario). La relación entre ambos se da de forma directa cuando las empresas emiten valores y los inversionistas los adquieren, a través de un sistema de negociación. Sin embargo, esta transferencia de recursos se debe realizar a través de profesionales autorizados, como comisionistas de bolsa, que en pocas palabras son los intermediarios que se encargan de acercar a los demandantes y oferentes de dichos valores (Bolsa de Valores de Colombia, 2014).

De lo anterior surgen dos conceptos claves, *inversionista* y *título valor*. Primero, los inversionistas son aquellas personas naturales o jurídicas que destinan recursos económicos al objetivo de obtener ganancias en un periodo determinado de tiempo (Superintendencia Financiera de Colombia, 2008), estos recursos pueden ser destinados a la compra y venta de valores en el mercado de valores. Dichos inversionistas se clasifican en dos: *inversionistas profesionales* y *clientes inversionistas*.

Un inversionista profesional es aquel que cuenta con los conocimientos y experiencia necesaria para comprender y gestionar los riesgos asociados a cualquier decisión de inversión (Bolsa de Valores de Colombia, 2014). Además, un inversionista es profesional cuando su patrimonio es igual o mayor a diez mil (10.000) salarios mínimos mensuales legales vigentes (SMMLV) o COP\$7.812.420.000 para el año 2018 y que cumpla con al menos uno de los siguientes criterios: a) ser titular de un portafolio de inversión igual o superior a cinco mil (5.000) SMMLV o b) haber hecho quince (15) o más operaciones de enajenación o adquisición de valores en un periodo de sesenta (60) días calendario y el valor en conjunto de dichas operaciones debe ser igual o superior a treinta y cinco mil (35.000) SMMLV (Bolsa de Valores de Colombia, 2014).

Por otro lado, los clientes inversionistas son simplemente aquellas personas que no cumplen con los criterios descritos en el párrafo anterior y por lo tanto no entran en la categoría de inversionistas profesionales (Bolsa de Valores de Colombia, 2014). En la clasificación de clientes inversionistas se considera que se ubican los pequeños inversionistas.

Segundo, el título valor. La Superintendencia Financiera lo define como: “todo derecho de naturaleza negociable que haga parte de una emisión cuando tenga por objeto o efecto la captación de recursos del público” (Superintendencia Financiera de Colombia, 2008). En otras palabras, son documentos negociables, en los cuales el tenedor tiene un derecho (crédito, participación o sobre mercancías) y el emisor posee una obligación. Los que comúnmente se negocian en el mercado de valores son las acciones y los bonos.

Como la plataforma se enfocará únicamente en las acciones, solo es necesario definir este concepto. Las empresas están constituidas por acciones las cuales representan porciones iguales del capital social con el cual fue constituida dicha sociedad. Con fines

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

de capitalización, algunas empresas deciden participar del mercado de valores al ofrecer estas acciones al público por un precio específico, este evento se denomina un IPO (Initial Public Offering), por sus siglas en inglés. En esencia, las acciones son valores negociables que representan el capital de una sociedad (Bolsa de Valores de Colombia, 2014). Los movimientos en el precio de negociación de este valor dependerán directamente del desempeño financiero y económico de la empresa y por variables macroeconómicas.

Para estudiar estos movimientos de precios surgen dos tipos de análisis, el *análisis fundamental* y el *análisis técnico*.

El análisis fundamental, es un concepto antiguo pero que es ampliamente utilizado hoy en día. Éste, busca conocer el valor intrínseco o real de la acción con el fin de predecir su rendimiento de mercado a futuro. Este valor fundamental se obtiene estudiando la empresa, el sector en el que realiza su actividad económica y factores macroeconómicos de la economía local y mundial. Usualmente el análisis fundamental está asociado al largo plazo y al crecimiento potencial que pueda tener la empresa (Graham & Dodd, 2008).

Por otro lado, el análisis técnico, nace en Estados Unidos a finales del siglo XIX con la combinación entre la teoría de Dow (creada por Charles Henry Dow), la teoría de las Ondas de Elliot (desarrollada por Ralph Nelson Elliot), el análisis técnico estadístico y los patrones en las gráficas de velas japonesas (Bolsa de Valores de Colombia, 2010).

La más importante de las teorías expuestas anteriormente es la *Teoría de Dow*, puesto que es el fundamento y provee las bases del análisis técnico moderno. Charles H. Dow buscaba, bajo seis premisas, reconocer en el mercado tendencia alcistas o bajistas mediante la descripción del comportamiento del mercado. Estas seis premisas son:

1. Los índices lo descuentan todo.
2. Los mercados tienen tres tendencias.
3. Las tendencias primarias siguen tres fases en su evolución.
4. El principio de confirmación.
5. El volumen confirma la tendencia.
6. Una tendencia se mantiene vigente hasta el momento en que otra aparezca en dirección opuesta.

(Dow, 1902)

Es en base a esta teoría de Dow, que John J. Murphy (principal referente del análisis técnico), escribe el libro *Technical Analysis Of The Financial Markets* en 1999, en el cual expone que este estudio busca en los movimientos del mercado accionario tendencias de

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

precios a través de gráficas, con el fin de predecir el futuro cercano y tomar decisiones de compra y venta. Estos movimientos incluyen 2 fuentes principales de información – precio y volumen (Murphy, 1999).

Como estipula Murphy en su libro, hay tres principios del análisis técnico:

1. *El precio lo descuenta todo*: los precios de las acciones incorporan o reflejan toda la información que hay disponible en el mercado. Información relacionada con la economía, asuntos políticos o psicológicos de los inversionistas.
2. *El precio se mueve en tendencias*: una acción mantendrá su tendencia hasta que una fuerza más fuerte (un fundamental) haga que cambie de dirección. En otras palabras, el movimiento futuro del precio de la acción va a estar en la misma dirección que la tendencia.
3. *La historia se repite*: el análisis técnico utiliza datos históricos para predecir precios futuros. El hecho de que la historia se repite está asociada al argumento de que los precios están relacionados con la psicología de los inversionistas, puesto que se espera que estos reaccionen de la misma manera a eventos similares en diferentes momentos de tiempo.

(Murphy, 1999)

Adicionalmente, las herramientas principales que se usan en el análisis técnico son: los *indicadores técnicos* asociados al análisis estadístico y los *patrones de gráficas* asociados al análisis chartista. Este último hace referencia al estudio de la línea de precios de las acciones con el fin de identificar formas o figuras que puedan dar indicios de un cambio o conservación de la tendencia (Bolsa de Valores de Colombia, 2010).

Por otro lado, los principales indicadores técnicos son los promedios móviles, osciladores, bandas de Bollinger, ondas de Elliot, análisis de Fibonacci, entre otros.

Los tres indicadores que se pretenden utilizar son el *Moving Average Convergence Divergence* (MACD), el *Relative Strength Index* (RSI) y *Average Directional Index* (ADX) que hacen parte de los osciladores y sirven para identificar momentos de compra y venta y la tendencia de precio de un activo. El motivo para elegir estos indicadores se debe a que son comúnmente utilizados por los analistas del mercado y porque son fáciles de calcular e interpretar.

El MACD es también uno de los indicadores técnicos más populares. Este es un indicador que muestra la relación entre dos medias móviles y que busca determinar la tendencia del activo y al mismo tiempo trata de identificar los posibles cambios de dicha tendencia. El indicador se calcula mediante la siguiente fórmula:

$$\text{MACD} = \text{EMA}_{12} - \text{EMA}_{26}$$

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Donde EMA significa media móvil exponencial, o *exponential moving average* por sus siglas en inglés. Los subíndices, 12 y 26, hacen referencia al número de periodos que se toman para el cálculo de cada media móvil, estos valores son los predeterminados del indicador (Appel, 2005).

El RSI es un indicador de momento desarrollado por Welles Wilder, quien es reconocido por su trabajo en el análisis técnico y considerado el padre de algunos de los indicadores más importantes que se usan hoy en día en software de análisis técnico. Este indicador muestra la fuerza de la tasa de cambio del precio de un activo y determina cuando una acción esta sobrevendida o sobrecomprada y así poder determinar momentos de venta o de compra. Para su cálculo se utiliza la fórmula:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS}$$

Donde RS equivale a la ganancia promedio de los periodos con variación positiva dividido por la pérdida promedio de los periodos con variación negativa. El valor del RSI oscila entre 0 y 100, el valor por defecto de los periodos analizados equivale a 14 días hábiles (Wilder Jr., 1978).

De la misma forma, el ADX fue desarrollado por Welles Wilder, se utiliza para tener información sobre la fuerza de la tendencia actual del mercado y determinar la tendencia predominante de un activo financiero.

Para este indicador también se deben tener en cuenta el *Positive Directional Indicator* (+DI) o Indicador Direccional Positivo y el *Negative Directional Indicator* (-DI) o Indicador Direccional Negativo. Estos consisten en restar el actual precio mayor de una acción y el último precio mayor en un periodo de tiempo, usualmente 14 días; este valor se compara con la resta del último precio menor y el actual precio menor, para el mismo periodo de tiempo, si la primera resta es superior a la segunda se dice que se tiene un movimiento direccional positivo. Por otro lado, si la resta de los precios menores es superior a la resta de los precios mayores se dice que hay un movimiento direccional negativo.

El ADX consiste en restar los valores de +DI y -DI de cada periodo y posteriormente a estos resultados calcular la media móvil para un periodo de tiempo, usualmente 14 días (Wilder Jr., 1978).

Hoy en día, el análisis técnico es solo una de las numerosas herramientas que existen para el análisis de los precios de los activos bursátiles. Las redes neuronales y en general el Aprendizaje Automático o *Machine Learning* han venido tomando mucha fuerza y actualmente tienen una amplia aplicación en diferentes áreas del conocimiento, incluyendo las finanzas. Por ejemplo, hoy en día es muy común que se usen estos modelos en la administración de portafolios, trading algorítmico, detección de fraudes,

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

otorgamiento y calificación de préstamos, servicio al cliente, análisis de noticias, entre otros (Faggella, 2018).

En el caso de los préstamos, es muy común que hoy en día las grandes entidades financieras utilicen algoritmos de aprendizaje y los entrenen con millones de datos de sus clientes, como edad, trabajo, capacidad de pago y nivel de ingresos y de esta forma calificar dicho individuo para determinar si se realiza o no el desembolso de un crédito y establecer que tasa entregar a partir del nivel de riesgo identificado (Faggella, 2018).

Ahora bien, desde las herramientas que han venido siendo vigentes en el estado del arte de las aplicaciones de interés, está el *machine learning*, aplicaciones de estas herramientas en la industria de la banca de inversión y en particular por grandes compañías como JPMorgan, Bank of America y Morgan Stanley, son el desarrollo de asesores de inversión automatizados, los cuales usan *machine learning* para realizar las recomendaciones de inversión as sus clientes

Una aplicación que está tomando mucha fuerza en la industria de la banca de inversión y en particular que está siendo implementada por grandes compañías como JPMorgan, Bank of America y Morgan Stanley, es el desarrollo de asesores de inversión automatizados, los cuales usan *machine learning* para realizar las recomendaciones de inversión as sus clientes (Eisenberg, 2018).

Otro gran ejemplo de la aplicación de estos modelos es en la prevención de fraude y en la seguridad de los consumidores financieros. Mediante la comparación de cada transacción y el historial de dicha cuenta, y con la utilización de *machine learning* es posible identificar la probabilidad de que una transacción específica sea fraudulenta y evitar que ésta se haga en primer lugar. Esto es posible debido a que el algoritmo es capaz de rápidamente comparar los detalles de la transacción con miles de datos diferentes del cliente y determinar si dicho comportamiento es característico o no de dicho individuo (Eisenberg, 2018).

En general, existen muchas aplicaciones para las redes neuronales y el *machine learning* en las finanzas, debido en gran medida a la gran cantidad de datos que se manejan en esta industria. Esto ha permitido que continuamente se desarrollen diferentes modelos para dar solución a los desafíos con los que se encuentran los consumidores financieros y las grandes empresas de este sector.

En base a lo anterior y debido al uso que se hace de redes neuronales en este trabajo, resulta muy importante definir algunos los conceptos básicos. Una red neuronal artificial se puede definir como un sistema de procesamiento de información que intenta replicar el comportamiento de las redes neuronales biológicas. Estas redes neuronales artificiales se desarrollaron con el fin de generalizar modelos matemáticos de la biología neuronal. Para esto se toman en cuenta diferentes consideraciones. La primera es que el procesamiento de la información se hace en elementos simples llamados neuronas. Segundo, las señales son transferidas entre neuronas a través de enlaces de conexión. Tercero, cada uno de estos enlaces tiene un peso específico el cual impacta directamente en la fuerza

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

de la señal que trasmite. Finalmente, cada neurona aplica una función de activación a las entradas de la red para determinar el valor de salida (Caicedo & López, 2009).

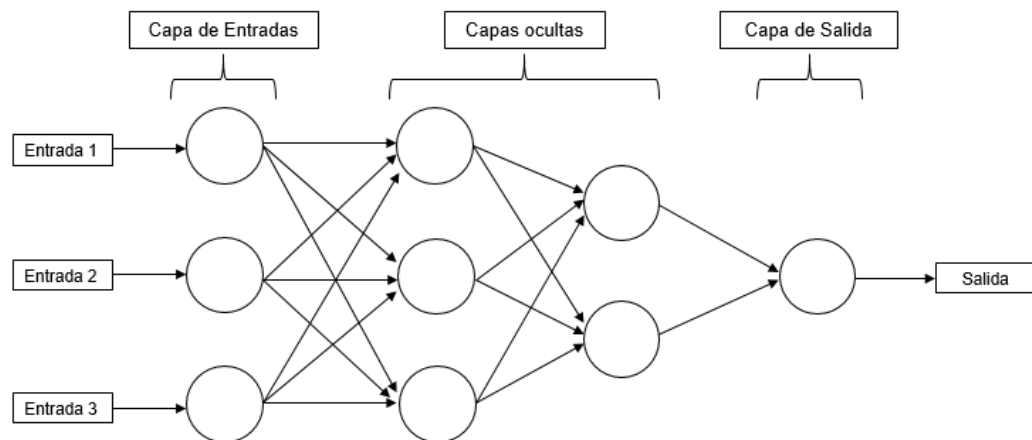
En una red neuronal se pueden identificar tres elementos o niveles importantes:

- **Entrada:** son las neuronas que reciben directamente la información proveniente de las fuentes externas a la red.
- **Oculto:** son el conjunto de neuronas que se organizan en el interior de la red y no tienen contacto directo con las fuentes externas. Estas neuronas pueden variar en cantidad y al mismo tiempo pueden estar organizadas en diferentes niveles o capas ocultas. Estas neuronas están interconectadas de diferentes maneras, lo cual va a determinar la arquitectura de la red neuronal.
- **Salida:** son las neuronas que se encargan de recopilar la información generada y procesada en las capas ocultas y se encargan de transferir dicha información al exterior.

(Caicedo & López, 2009)

A continuación se muestra un esquema básico de una red neuronal:

Figura 2: Esquema Red Neuronal



Fuente: elaboración propia

Como se puede ver en la Figura 2, se está mostrando gráficamente la arquitectura de una red neuronal. Toda red neuronal se compone de tres elementos:

1. Capa de entrada

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

2. Capas Ocultas

3. Capa de salida

La función de la capa de entrada y de salida se reconoce por su mismo nombre. Las ocultas brindan una ayuda complementaria para poder resolver el problema. Estas capas de neuronas le dan al modelo no linealidad. Es decir, para problemas que no se resuelven de manera lineal, las capas ocultas ayudan a resolver este de manera no línea. Esto se debe a que, según Fernando Izaurieta y Carlos Saavedra, las capas ocultas siempre son no lineales, ya que se puede demostrar que, si se construye una red multicapa con capas ocultas lineales, esta es equivalente a una red unicapa (Izaurieta & Saavedra, 2000).

Además de las capas, Damián Jorge Matich, afirma que hay tres funciones que son necesarias para la construcción de una neurona:

1. Función de entrada: Trata los valores de entrada como si fuera uno solo (entrada global). Hay varias funciones de entrada, pero la que se usa con mayor frecuencia es la sumatoria de entradas pesadas, en la cual todos estos valores de entrada son multiplicados por unos pesos y sumados al final.

$$\Sigma(inputs * pesos)$$

A medida que la red neuronal se entrena, cambian la influencia de las entradas en el modelo, es decir, el peso de estos inputs.

2. Función de activación: Esta función calcula el estado de actividad de una neurona, transformando la entrada global en un valor o estado, con el fin de determinar si la neurona está totalmente inactiva o está activa. Las tres funciones más utilizadas son:

- a. Función lineal:

$$f(x) = \begin{cases} -1 & x \leq -1/a \\ a * x & -1/a < x < 1/a \\ 1 & x \geq 1/a \end{cases}$$

$$\text{con } x = gin_i - \Theta_i, \text{ y } a > 0.$$

- b. Función sigmoidea:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-gx}}, \text{ con } x = gin_i - \Theta_i.$$

- c. Función tangente hiperbólica:

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

$$f(x) = \frac{e^{g \cdot x} - e^{-g \cdot x}}{e^{g \cdot x} + e^{-g \cdot x}}, \text{ con } x = g \cdot \text{in}_i - \Theta_i.$$

3. Función de salida: Esta función provee el valor que se transfiere a las neuronas vinculadas, es decir la salida. Las dos funciones de salida más utilizadas son:
 - a. Ninguna: La salida es la misma que la entrada. También llamada función de identidad.
 - b. Binaria

(Matich, 2001).

En este capítulo lo que se busca es dar un contexto general sobre el sistema financiero en Colombia y definir algunos conceptos clave para entender el funcionamiento del mercado de capitales. Como se vio en los antecedentes y en el marco teórico existen diferentes metodologías para el análisis de precio de acciones como econometría, modelos híbridos inteligentes, análisis fundamental, pero se definió a profundidad el más relevante de todos, el análisis técnico, puesto que es la herramienta que se utilizará en la plataforma. Además, se explicaron los términos más importantes sobre redes neuronales artificiales, las cuales ayudarán con el procesamiento de los datos generados por los tres indicadores de análisis técnico: MACD, RSI y ADX; y estos a su vez, generarán las recomendaciones de inversión y con las que se pretende ayudar a mitigar el riesgo de los pequeños inversionistas del mercado de valores colombiano.

2. METODOLOGÍA

En esta sección se ilustra la metodología y herramientas utilizadas para solucionar el problema propuesto, es un bosquejo conciso que traza la ruta de los pasos seguidos para integrar la teoría financiera propuesta con el entrenamiento y despliegue de la misma a través de una red neuronal y una página web respectivamente.

2.1 LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN

Existen decenas de lenguajes de programación que se utilizan para ejecutar una orden o comando a través de un sistema estructurado de comunicación. Entre los principales se reconocen nombres como Python, C, C++, Matlab y Java. Estos cinco son reconocidos y preferidos por muchos al momento de materializar ideas en líneas de código, ya que facilitan la programación orientada a objetos o a la implementación de sistemas operativos. Sin embargo, es importante entender que algunos lenguajes son mejores para unas cosas y otros para otras, por lo tanto, se debe reconocer qué lenguaje, según sus ventajas y desventajas, mejor se acomoda al desarrollo de estas ideas.

Como ya se ha explicado anteriormente, lo que pretende hacer la plataforma es sacar conclusiones de inversión a través de análisis estadísticos hechos a series de tiempo (acciones) encontradas en la Bolsa de Valores de Colombia. En campos que comprenden altos componentes de estadística, series de tiempo y donde se necesita trabajar con diferentes flujos de datos y sus respectivas combinaciones para buscar nuevos patrones, tendencias y estructuras, dos lenguajes de programación gozan de reconocimiento a nivel mundial: R y Python.

Para saber que lenguaje favorece el desarrollo de la plataforma, es necesario saber cuáles son los beneficios de cada lenguaje, no solo a nivel de código, sino también a un nivel macro, es decir, que tanta compatibilidad tienen estos con el resto del proceso que se necesita para poder llegar hasta el usuario final de la plataforma. Se entiende que los inversionistas que utilicen la plataforma podrán usar la interfaz del dominio y hosting asignados a PARES (nombre de la plataforma). Detrás de esta interfaz, está una infraestructura tanto para el procesamiento de datos como para poder publicar los resultados. Es importante entender que la primera estructura está enfocado al análisis y la segunda a la publicación. Ambos lenguajes tienen un aplicativo propio que permite desplegar por medio de páginas web códigos anteriormente escritos.

En internet se encuentran algunas ventajas y desventajas que los programadores consideran que tiene un lenguaje por encima de otro. Entre las principales ventajas están que tan completo es el repositorio de librerías y “paquetes” de programación y que tan rápido corre un código comparado con el otro. Sin embargo, se considera que ninguna de

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

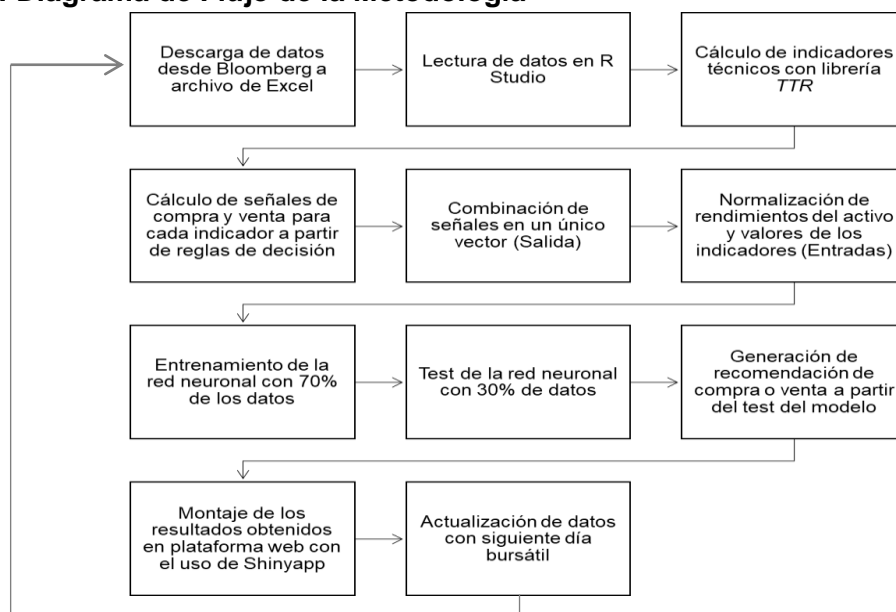
estas razones es suficiente para determinar que lenguaje es mejor que el otro para este caso en particular.

Como lo que se desea construir es una plataforma web, es importante considerar qué lenguaje de programación despliega mejor gráficamente las variables de entrada y salida que tendrá el modelo. R tiene a Shinyapp, y Python tiene a Pythonanywhere. Ambos despliegues gráficos son utilizados y se puede encontrar recomendaciones u opiniones de porqué uno es mejor que el otro.

Como ambos lenguajes tienen las características y aplicaciones necesarias para poder desarrollar la plataforma, el factor diferencial se encuentra en la curva de aprendizaje. Como el código tiene varias etapas (asignación de datos, organización de datos, señales de análisis técnico, combinación de vectores de señales, redes neuronales, despliegue gráfico, entre otros), es necesario entrar a considerar el tiempo que tomaría entender las líneas de código para poder ejecutar todas estas etapas y poder ejecutarlas en la implementación de la plataforma. El conocimiento previo que se tiene del lenguaje de programación R hace que la materialización y ejecución de la plataforma PARES sea mucho más realizable. Además, para el despliegue gráfico, será mucho más fácil utilizar Shinyapp ya que se sabe programar en R, mientras que para manejar Pythonanywhere es necesario aprender Python y de este lenguaje sería necesario empezar a aprender desde cero.

Una vez elegido el lenguaje de programación se realiza la elaboración del código que se va a encargar de procesar los datos históricos de las acciones de la Bolsa de Valores de Colombia y posteriormente se hace la puesta en marcha de la plataforma web con el uso de Shinyapp. A continuación, se muestra un flujograma que muestra los pasos lógicos para lograr dicho objetivo:

Figura 3: Diagrama de Flujo de la Metodología



La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

2.2 DESCARGA DE DATOS

Inicialmente se tenían varias alternativas para descargar los datos históricos de los precios de cada una de las acciones de la Bolsa de Valores de Colombia. Las dos opciones más viables eran las de obtener la información directamente a través de la BVC o por medio de la plataforma de Bloomberg que provee la Universidad EIA.

Para la primera opción se debe firmar un contrato con la BVC, en el cual ellos otorgan una licencia para poder procesar la información en tiempo real o con 15 minutos de retraso, dicho procesamiento está sujeto a unos términos y condiciones. Para obtener los datos en tiempo real se debe pagar una cifra de once mil dólares (USD11.000) anuales o con un retraso de 15 minutos se deben pagar siete mil setecientos dólares (USD7.700) anuales.

Por otro lado, la segunda opción permite aprovechar la infraestructura tecnológica ya existente en la universidad y se podrían descargar los datos en tiempo real. Sin embargo, la plataforma debería estar conectada permanentemente a la terminal.

Es importante resaltar que la plataforma y el código funcionan con los datos del precio de cierre las acciones por lo que en realidad no es necesario tener acceso a fuentes de información que provean dichos datos en tiempo real, sino que simplemente se necesita un proveedor confiable que suministre los precios de cierre diarios y que no representen un costo monetario adicional.

Con base en lo anterior, se optó por descargar los datos de la terminal de Bloomberg directamente a un archivo de Excel. En este se tiene una base de datos con las 25 acciones más líquidas de la BVC y que hacen parte del COLCAP (Ver Anexo 1). Esta base de datos tiene los precios de cierre, el precio mayor y menor de cada acción con al menos cinco años de datos históricos. Este archivo se actualiza automáticamente, haciendo uso de las fórmulas BDH (*Bloomberg Data History*) de Excel que hacen la descarga de los datos directamente de Bloomberg. Esta fórmula permite traer la información ingresando el nombre de la acción y las fechas inicial y final en la que se desea analizar el activo.

Finalmente, este archivo de Excel se conecta directamente con el código de R a través de la librería *readxl* y con la función *read_excel*. Posteriormente con estos datos se realizan todos los cálculos de los indicadores de análisis técnico.

2.3 CÁLCULO INDICADORES

Una de las grandes ventajas de R es la amplia variedad de librerías que existen, lo que facilita enormemente la elaboración del código. Para el análisis técnico, R posee una librería llamada *TTR* (*Technical Trading Rules*) en la cual se encuentran diferentes funciones para el cálculo de los indicadores, entre ellas se encuentran *MACD*, *RSI* y *ADX*.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Para el cálculo del MACD se usa la función *MACD*, los inputs para esta función son el precio de cierre del activo; el número de periodos de la media larga, de la media corta y de la media de la señal. Para estos periodos se usaron los valores por defecto establecidos en la literatura que corresponden a 26, 12 y 9, respectivamente.

Por otro lado, el RSI se calcula con la función *RSI*, donde simplemente se deben proveer los precios de cierre y el número de periodos de la media móvil, el cual corresponde a 14 como valor por defecto.

Finalmente, para el ADX se usa la función *ADX*, en esta es necesario tener los datos de precio de cierre de la acción como también su precio mayor y menor; además se requiere el input de numero de periodos para de los indicadores de dirección (+DI y -DI) que corresponden a 14 como valor predeterminado.

Estas funciones entregan como resultado los valores del indicador, por lo que es necesario establecer las reglas de decisión para determinar cuando estos valores están mostrando señales de compra o venta.

2.4 REGLAS DE DECISIÓN

Cada indicador de análisis técnico posee ciertas reglas para identificar los momentos en los que se presentan señales de compra y venta del activo financiero. Para poder realizar el análisis cuantitativo de estas señales se asignan a las señales de compra el valor de 1, a las señales de venta el valor de -1 y cuando no existe ninguna de las dos, se asigna el valor de 0.

2.4.1 MACD

Como se había definido anteriormente, el MACD está compuesto por una media larga, usualmente de 26 periodos y una media corta, generalmente compuesta por 12 periodos. Cuando la media corta es mayor a la media larga se interpreta como un momento de compra, debido a que los precios más recientes del activo están por encima de los precios en un plazo más amplio, por lo que se entiende como una tendencia al alza del precio del activo. Por otro lado, cuando la media larga es mayor a la media corta se tiene el caso opuesto y se entiende como una tendencia a la baja de los precios del activo.

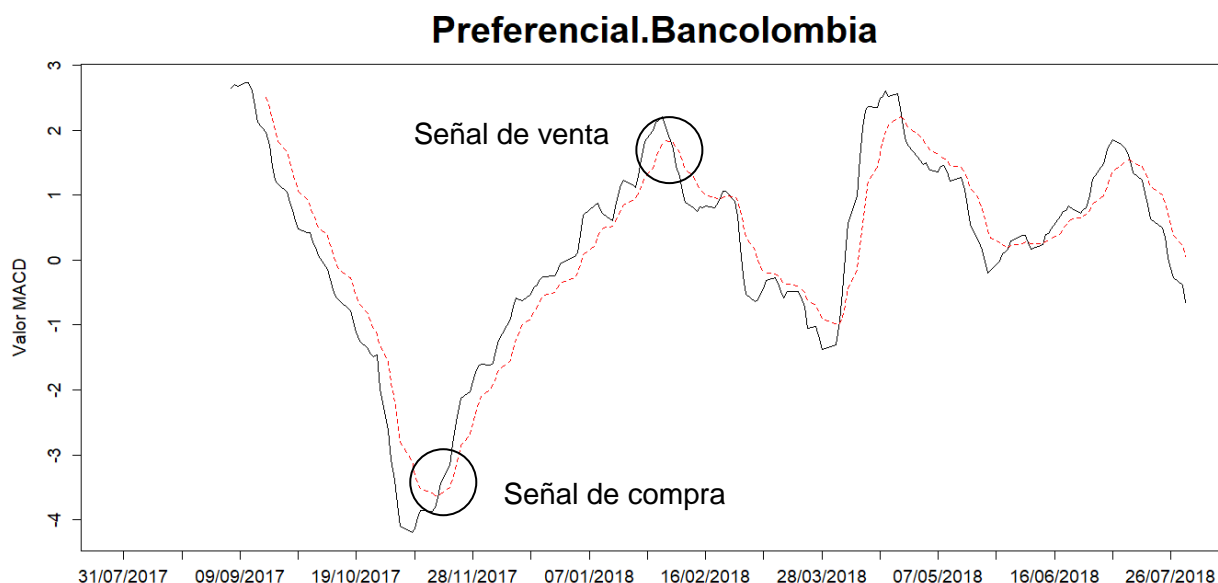
Además de esto se usa una media móvil exponencial de nueve días para provocar las señales específicas y evitar falsas alarmas generadas por el indicador. Estas señales específicas de compra y venta se dan en los siguientes escenarios:

- a) Señal de compra cuando el MACD cruce en sentido ascendente a su media de nueve (9) periodos.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

- b) Señal de venta cuando el MACD cruce de forma descendente su media de nueve (9) periodos (Appel, 2005).

Gráfica 1: Indicador MACD



Como se evidencia en la Gráfica 1, donde la línea negra representa el valor del MACD y la línea roja representa el valor de la media móvil exponencial de nueve periodos, cuando el MACD cruza ascendente la línea roja se tiene una señal de compra y cuando el MACD cruza esta línea de forma descendente se tiene una señal de venta.

2.4.2 RSI

Este indicador ayuda a identificar los momentos en los que un activo está sobrecomprado o sobrevalorado y cuando está sobrevendido o subvalorado.

Cuando se tiene una subida de precios considerable, el indicador ayuda a identificar el momento en el que el mercado está sobrecomprado, por lo que se puede predecir una corrección descendente de los precios, es decir, una señal de venta.

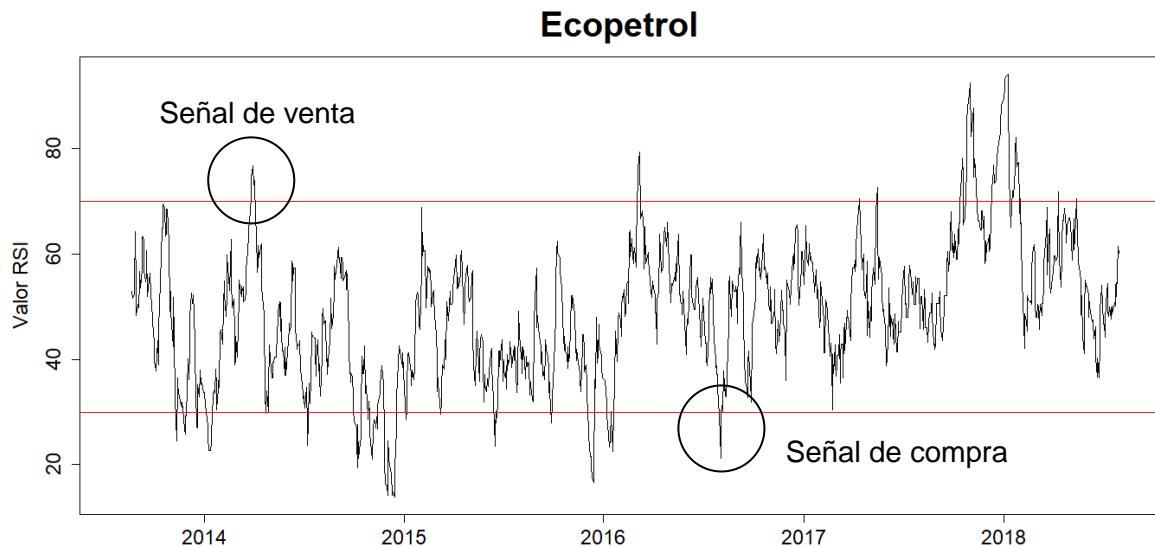
Por otro lado, cuando se tiene una caída fuerte de los precios del activo, el RSI identifica cuando el mercado está sobrevendido, por lo que se puede prever una corrección alcista de los precios, o en otras palabras una señal de compra.

Las señales de compra y venta se confirman cuando el valor del RSI abandona la zona de sobrecompra o de sobreventa. Es decir, se tiene una señal de compra cuando el valor del

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

RSI, siendo inferior a 30, cruza en sentido ascendente este nivel; y se obtiene una señal de venta cuando el valor del RSI, teniendo un valor superior a 70, cruza de forma descendente este nivel (Ver Gráfica 2).

Gráfica 2: Indicador RSI

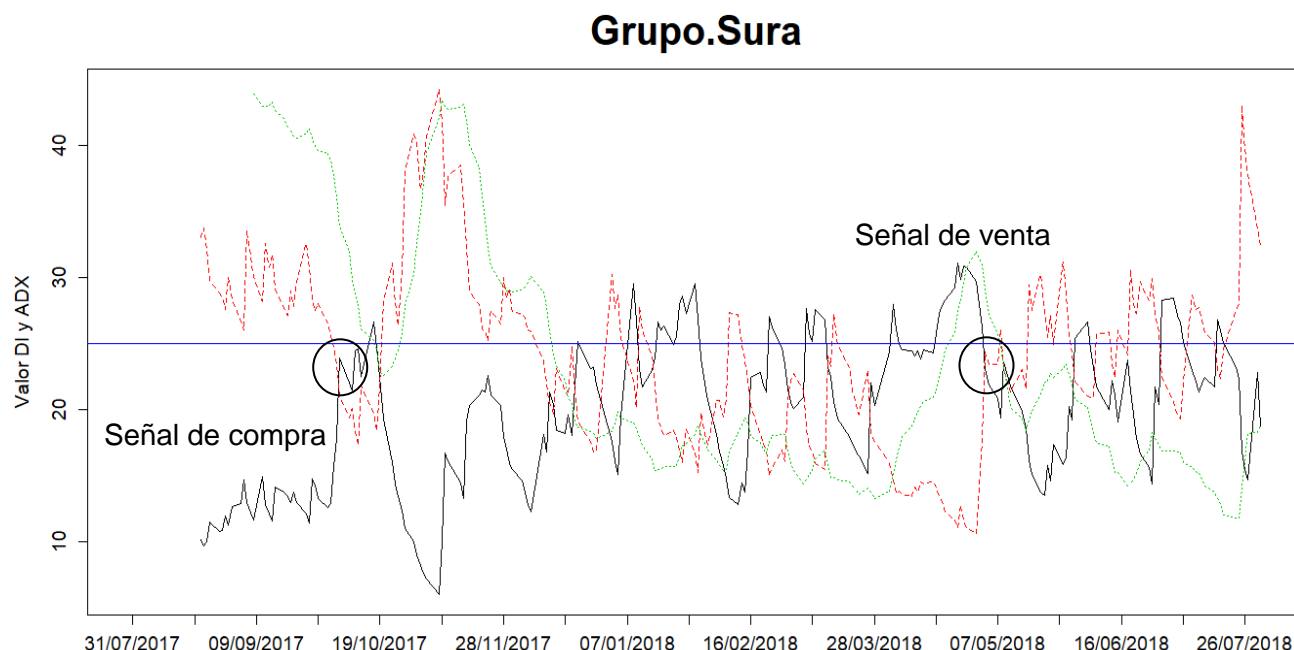


2.4.3 ADX

Es relevante recordar que para este indicador técnico se usan tres *inputs* diferentes, el indicador direccional positivo (+DI), el indicador direccional negativo (-DI) y el ADX. El cálculo de dichos elementos está explicado en el marco teórico.

Para este indicador las señales de compra y venta se presentan cuando el ADX toma valores superiores a 25, ya que se considera que la volatilidad es suficiente para tomar en consideración las señales de compra y venta puesto que el mercado no está en rango. Las señales de compra se dan cuando +DI siendo inferior a -DI cruza de forma ascendente a este último. Por otro lado, las señales de venta se dan cuando -DI siendo inferior a +DI, lo cruza de forma ascendente.

Gráfica 3: Indicador ADX



En la Gráfica 3, se tienen los valores de +DI (línea negra), -DI (línea roja) y el ADX (línea verde). Se logra identificar la señal de compra ya que el +DI cruza ascendentemente a -DI y el valor del ADX es superior a 25. Por otro lado, se tiene la señal de venta porque -DI cruza ascendentemente a +DI, mientras que el valor del ADX es superior a 25.

2.5 VECTOR COMBINADO

Una vez se han procesado todos los datos históricos de la acción y se tienen los tres vectores de señales correspondientes a cada uno de los tres indicadores, se pasa a la conformación del vector combinado.

Este vector consiste en juntar las señales obtenidas de cada indicador en una sola. Básicamente, lo que se hace es sumar los tres valores (0, 1 y/o -1) para cada día, si se obtienen valores mayores o iguales a uno, significa que al menos uno de los indicadores está dando señales de compra o que la mayoría de indicadores así lo está haciendo. Por otro lado, si se obtienen valores iguales o menores a menos uno significa que al menos uno de los indicadores está mostrando señales de venta o que la mayoría de indicadores

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

así lo está mostrando. Finalmente, se obtienen valores de cero cuando ninguno de los indicadores muestra señales o cuando dos indicadores están mostrando opuestas.

La importancia de realizar este vector, es que se va a tener un único vector de señales de compra y venta que servirá como salida al momento de entrenar la red neuronal y será con estos valores resultantes con los que se podrán construir las estrategias de compra o venta del activo, las cuales se mostrarán en la plataforma y que ayudarán a los usuarios a tomar las decisiones de inversión.

2.6 PROCESAMIENTO DE DATOS (RED NEURONAL)

Para el procesamiento de los datos se tomó el vector combinado como la variable de salida. Posteriormente, se realizaron dos redes neuronales para cada acción, la primera consiste en un modelo en el cual las señales de compra y venta, es decir, el vector combinado, son explicadas únicamente por una variable de entrada, los rendimientos diarios del activo. La segunda, consiste en tomar la misma variable de salida, pero a las variables de entrada se adicionan los valores de los indicadores técnicos: MACD, RSI y ADX. Luego, se realizó una normalización de los datos debido a la gran diferencia que se tenía entre las magnitudes de los indicadores. Esto con el objetivo de que la red neuronal realizara el aprendizaje más rápidamente.

Posteriormente, se pasó a la realización de la red neuronal. Inicialmente, se tomaron el 70% de los datos para el entrenamiento del modelo y el 30% restante se utilizó para el *test*, con el fin de hacer pruebas de precisión, sensibilidad y de rentabilidad.

Para la elaboración del código de la red neuronal se utilizó la librería de R, *neuralnet* y la función *neuralnet*, la cual permite realizar el entrenamiento de ésta a través de varias metodologías como *Backpropagation*, *Resilient Backpropagation*, entre otras. Además, permite escoger diferentes argumentos como el número de capas y neuronas ocultas, la función de activación, la función del error, el número máximo de iteraciones, la tasa de aprendizaje, entre otros.

Existen varios elementos importantes a resaltar al momento de escoger los argumentos. Por ejemplo, para el número de capas y neuronas ocultas que se utilizaron en el modelo se realizó una prueba con diferentes combinaciones y a partir del error cuadrático medio se escogió la de menor error, estos resultados se pueden ver en el capítulo 3.3.

Otro elemento importante es la tasa de aprendizaje, según Riedmiller y Braun si para el entrenamiento de la red, se utiliza el algoritmo de aprendizaje *Resilient Backpropagation* o RPROP no es necesario la elección de parámetros para obtener una convergencia óptima o casi óptima (Riedmiller & Braun, 1993). Es por esto que no se eligió un alfa o tasa de aprendizaje.

Por último, para la función de activación se evaluaron tres opciones diferentes. La primera es la función logística, debido a que es comúnmente utilizada por sus características de

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

derivación y por sus usos en problemas de predicción. La segunda, es la función tangente hiperbólica utilizada con frecuencia en redes neuronales con múltiples capas. Finalmente, se evaluó la función gaussiana la cual también es utilizada en problemas de predicción (Llano, Hoyos, Arias, & Velásquez, 2007).

Para determinar cuál era la mejor opción en términos de función de activación, se tomó la decisión en base al estudio realizado por Llano, Hoyos, Arias y Velásquez, el cual compara el desempeño de diferentes funciones de activación en redes neuronales. En este trabajo se concluye que: “aplicar una función de activación como *radbas* o *logsig* en la capa oculta de una red neuronal de tipo *feedforward*, es mejor opción” (Llano et al., 2007), donde *radbas* hace referencia a la función gaussiana y *logsig* a la función logística. Tomando en cuenta este estudio y debido a que es la más utilizada, se decidió utilizar la función logística en el modelo.

2.7 SHINY APP

Shiny es un paquete de R que facilita la creación de aplicaciones web interactivas directamente desde R. Puede alojar aplicaciones independientes en una página web o incrustarlas en documentos R Markdown o crear paneles de control. También, puede extender las aplicaciones Shiny con temas CSS, *htmlwidgets* y acciones de JavaScript (R Studio, 2018).

Con la descripción anterior, obtenida de la página oficial de la aplicación de Shiny, se puede identificar porque esta herramienta es fundamental para la implementación de la plataforma. Una vez se tuvo el código escrito y funcionando sin problemas en R, era necesario poder mostrar todas las entradas de información, las cuales son necesarias para poder generar las recomendaciones de inversión de manera gráfica para que el usuario pudiera manipular la herramienta a su gusto y escoger que acciones quiere analizar y ver que recomendaciones muestra la plataforma. Esta aplicación es amigable y permite el desarrollo de cualquier idea que se tenga, sin embargo, es necesario entender unos conceptos primarios para poder desplegar la plataforma gráficamente. El código de Shiny tiene tres partes:

1. **Ui:** En esta sección del código es donde se declaran todas los inputs (entradas) y los outputs (salidas) que tendrá la plataforma. Para este caso se tuvieron dos inputs (las acciones de la BVC y los meses de inversión en caso de que la recomendación de la plataforma sea compra) y cuatro outputs (la recomendación de inversión, una gráfica del histórico del precio de la acción seleccionada, la probabilidad de ganancia en caso de comprar dicha acción y la gráfica del movimiento browniano). Además, es en esta parte donde se diseña la página de internet.
2. **Server:** En esta sección es donde se corre el código necesario para producir los outputs que se presentaron en el Ui. Para esto es importante entender los *reactives*. Para toda entrada de información que variara automáticamente o porque

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

el usuario lo desee, es necesario declararla como una variable *reactive* con el fin de que en el server se recalcule los procedimientos necesarios para producir una nueva salida.

3. Shiny app: Esta última sección del código lo único que hace es unir ambas secciones iniciales y desplegar la información que se tienen en estas gráficamente, en una página web.

Una vez se desarrolló el código en las tres secciones mencionadas anteriormente, fue necesario crear una cuenta en Shinyapp.io y guardar el código como “app.R” con el fin de que, una vez se asocie el id de Rstudio con la cuenta creada en Shiny app, el servidor web pueda encontrar el código y desplegarlo en una página web.

3. RESENTACIÓN Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

3.1 RESULTADOS PENDIENTE Y PERIODO

Inicialmente, para obtener las señales de compra y venta derivadas de los tres indicadores, MACD, RSI y ADX, es necesario elegir el periodo de tiempo óptimo que se va a analizar, es decir, cuantos datos históricos del precio de la acción se van a tomar. Esto se debe a que dependiendo de los valores que se analicen, se van a tener como resultado diferentes valores del indicador y por lo tanto diferentes señales de compra y venta. También, es necesario elegir el valor correspondiente a la pendiente, ya que este funciona como un valor de confirmación de la señal, por lo que a diferentes valores de la pendiente se obtienen diferentes señales.

Estas pruebas iniciales con los periodos de tiempo y las pendientes servirán para afinar los *inputs* que se utilizarán al momento de realizar la red neuronal y de esta forma obtener los mejores resultados posibles.

Para esto se hicieron varias pruebas con diferentes periodos de tiempo, uno, tres y cinco años y se tomaron diferentes valores de la pendiente equivalentes a uno, cinco, diez y catorce periodos. Se analizaron los precios de cada una de las acciones de las cinco compañías más líquidas de la Bolsa de Valores de Colombia (Ver Anexo 1) y se realizó un *backtesting* para cada indicador, un vector combinado y una posición larga.

En otras palabras, cuando el vector combinado o los indicadores técnicos arrojan una señal de compra, se comienzan a acumular los rendimientos día a día generados por la acción hasta que aparece una señal de venta. Más adelante, si en el periodo de análisis aparece otra señal de compra, se repite el proceso anterior. La posición larga sirve como punto de referencia para comparar los diferentes resultados y se evalúa como el rendimiento de la acción asumiendo que se hubiera tenido posesión del activo durante todo el periodo de tiempo. Las tablas con los resultados se encuentran en el Anexo 2.

Como en esta sección lo más relevante es encontrar el periodo y pendiente óptimos que hacen que los rendimientos generados por el vector combinado sean superiores en comparación a los de una posición larga, se hace a continuación un resumen de los mejores resultados para cada año. A partir de esto, se encuentra que los rendimientos óptimos se obtienen cuando se toma un periodo de cinco años y se utiliza una pendiente de diez periodos.

Tabla 1: Resumen Resultados Vector Combinado vs Posición Larga

VECTOR COMBINADO			
Periodo	1 Año	3 Años	5 Años
Pendiente	14	10	10
Ecopetrol	38.6%	51.1%	-26.5%
Pf Bancolombia	11.6%	31.4%	30.1%
Grupo Sura	-14.8%	2.8%	11.7%
ISA	6.0%	18.4%	41.8%
Grupo Nutresa	-5.0%	3.8%	-2.0%

POSICIÓN LARGA			
Periodo	1 Año	3 Años	5 Años
Pendiente	14	10	10
Ecopetrol	119.3%	130.8%	-29.9%
Pf Bancolombia	-1.2%	33.0%	21.1%
Grupo Sura	-12.5%	0.6%	-5.3%
ISA	3.6%	98.6%	50.3%
Grupo Nutresa	0.2%	29.6%	-1.0%

En la tabla anterior, se comparan los resultados obtenidos entre el vector combinado y una posición larga y se resaltan aquellos que sean superiores para un año y pendiente específico. Se puede ver que, para periodos de un año, los mejores resultados se obtienen con una pendiente de 14; para periodos de tres y cinco años los mejores resultados se encuentran con pendientes equivalentes a 10.

Adicionalmente, para el periodo de cinco años se obtienen resultados superiores con el vector combinado, con respecto a la posición larga, en 3 de 5 casos posibles; mientras que, para uno y tres años, solo en 2 y 1 escenario, respectivamente.

3.1.1 Periodos de un año

Tabla 2: Resultados periodo de un año

VECTOR COMBINADO	1 Año			
Pendiente	1	5	10	14
Ecopetrol	32.8%	37.5%	34.3%	38.6%
Pf Bancolombia	9.9%	2.8%	13.2%	11.6%
Grupo Sura	-16.4%	-10.0%	-8.4%	-14.8%
ISA	-10.0%	-8.4%	-1.2%	6.0%
Grupo Nutresa	-8.4%	-7.7%	-4.2%	-5.0%

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

POSICIÓN LARGA	1 Año			
Pendiente	1	5	10	14
Ecopetrol	124.1%	121.7%	120.1%	119.3%
Pf Bancolombia	-3.8%	-2.1%	-1.7%	-1.2%
Grupo Sura	-12.9%	-12.7%	-12.1%	-12.5%
ISA	2.7%	4.6%	2.7%	3.6%
Grupo Nutresa	-0.4%	0.4%	0.5%	0.2%

Analizando los resultados para el periodo de tiempo de un año, que se muestran en la Tabla 2, lo primero que se logra destacar es que para acciones con una tendencia al alza, como es el caso de Ecopetrol (Ver Anexo 3), ninguno de los indicadores ni el vector de señales combinado es capaz de generar un nivel de rendimientos tan elevado como sí lo hace una posición larga.

Por otro lado, para acciones con precios con tendencia a la baja, como Grupo Sura, se obtienen resultados mixtos. Cuando se utilizan valores de la pendiente iguales a 1 y 14, los rendimientos de la posición larga, -12.9% y -12.5%, son superiores a los del vector combinado, -16.4% y -14.8%. Pero, para valores de la pendiente de 5 y 10 se obtienen resultados opuestos, donde los rendimientos del vector combinado, -10.0% y -8.4%, son superiores a los de la posición larga, -12.7% y -12.1%.

Pasando a las otras tres acciones restantes, Preferencial Bancolombia, ISA y Grupo Nutresa, se logra evidenciar a partir de las gráficas de precio que tienen un comportamiento cíclico, con picos y valles importantes. En el caso de Preferencial Bancolombia se obtienen resultados muy positivos, ya que con el indicador combinado se logran obtener resultados superiores a la posición larga con cada uno de los valores de la pendiente. Sin embargo, para ISA y Grupo Nutresa no se obtienen resultados positivos, ya que en todos los casos menos en uno, los rendimientos del vector combinado son inferiores a los que genera la posición larga.

En general y teniendo como punto de referencia los rendimientos de la posición larga, el vector combinado no es muy eficiente al momento de generar rendimientos elevados cuando el activo ha tenido una tendencia al alza prolongada. Por otro lado, para acciones con tendencia negativa, el vector combinado solo es eficaz cuando la pendiente toma valores de 5 y 10. Finalmente, para acciones con un comportamiento cíclico se tienen resultados muy diferentes por lo que no se puede llegar a una conclusión clara.

3.1.2 Periodos de tres años

Tabla 3: Resultados periodo de tres años

VECTOR COMBINADO	3 Años			
Pendiente	1	5	10	14
Ecopetrol	79.3%	64.8%	51.1%	67.7%
Pf Bancolombia	33.9%	30.5%	31.4%	26.8%
Grupo Sura	-16.0%	-5.7%	2.8%	-11.4%
ISA	-14.1%	-1.5%	18.4%	24.8%
Grupo Nutresa	3.4%	-6.6%	3.8%	-1.2%
POSICIÓN LARGA	3 Años			
Pendiente	1	5	10	14
Ecopetrol	115.4%	126.6%	130.8%	113.2%
Pf Bancolombia	28.7%	37.4%	33.0%	24.3%
Grupo Sura	0.5%	2.3%	0.6%	-2.2%
ISA	102.9%	102.9%	98.6%	93.2%
Grupo Nutresa	28.9%	29.5%	29.6%	28.7%

Durante este periodo de tiempo, las series de tiempo de los precios de las acciones cambian significativamente. Las acciones de Preferencial Bancolombia, ISA y Grupo Nutresa pasan de tener un comportamiento cíclico, a tener una tendencia definida al alza; Grupo Sura muestra una tendencia plana a lo largo de la mayor parte de los tres años; Ecopetrol muestra una tendencia plana durante finales del año 2015 hasta el año 2017, y termina el año 2018 con una fuerte tendencia al alza (Ver Anexo 4).

Para el caso de Ecopetrol se obtienen resultados similares al periodo anterior, en los cuales los rendimientos de una posición larga superan los de cualquier indicador técnico y el vector combinado (Ver Tabla 3). Sin embargo, en este caso los rendimientos generados por este vector son mucho más altos. Para los valores de la pendiente 1, 5, 10 y 14 se obtienen rendimientos de 79.3%, 64.8%, 51.1% y 67.7%, respectivamente. En comparación, los resultados de la posición larga son 115.4%, 126.6%, 130.8% y 113.2%. A diferencia del periodo de 1 año, en el cual el mejor resultado se obtuvo con un valor de la pendiente de 14, para el periodo de 3 años se obtiene el mejor valor para una pendiente de 1.

Analizando los resultados de la acción Preferencial Bancolombia no se obtienen los mismos resultados positivos que se obtuvieron anteriormente, ya que en ésta ocasión los rendimientos de la posición larga superan en dos ocasiones a los del vector combinado.

Pasando a la acción de Grupo Sura, la cual muestra un comportamiento cíclico, se puede evidenciar que los resultados obtenidos no son mixtos como lo fue para el periodo de 1 año. En este caso, los rendimientos de la posición larga superan a los valores del vector combinado cuando se usan valores de la pendiente equivalentes a 1, 5 y 14.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

El análisis de la acciones de ISA y Grupo Nutresa es similar a los resultados obtenidos en el periodo de 1 año, ya que en estos dos casos los rendimientos de una posición larga superan en todas las ocasiones a los rendimientos del vector combinado y los tres indicadores técnicos.

En conclusión, para el periodo de 3 años se encuentra que para acciones con una tendencia al alza (Ecopetrol, Pf Bancolombia, ISA y Grupo Nutresa), el vector combinado no es efectivo al momento de generar mayores retornos que la posición larga. Estos se explican con el hecho de que estos son inferiores en 2 de 16 casos posibles, lo cual es consecuente con los resultados obtenidos en la sección 3.1.1. Además, en este caso es posible identificar que para la acción con un comportamiento cíclico (Grupo Sura) el vector combinado tampoco es eficiente, ya que es mejor la posición larga en 4 de 5 escenarios posibles.

3.1.3 Periodos de cinco años

Tabla 4: Resultados periodo de cinco años

VECTOR COMBINADO	5 Años			
Pendiente	1	5	10	14
Ecopetrol	10.3%	5.5%	-26.5%	-36.1%
Pf Bancolombia	31.4%	32.4%	30.1%	11.1%
Grupo Sura	-3.6%	-2.7%	11.7%	-1.0%
ISA	-1.7%	5.9%	41.8%	27.0%
Grupo Nutresa	-4.0%	-3.9%	-2.0%	-12.5%
POSICIÓN LARGA	5 Años			
Pendiente	1	5	10	14
Ecopetrol	-31.6%	-31.2%	-29.9%	-29.0%
Pf Bancolombia	20.6%	20.9%	21.1%	21.1%
Grupo Sura	-5.4%	-5.7%	-5.3%	-6.0%
ISA	46.1%	45.6%	50.3%	52.5%
Grupo Nutresa	-2.3%	-3.0%	-1.0%	-2.1%

Para este periodo de tiempo se pueden ver nuevamente cambios importantes en las gráficas de precio de las cinco acciones. Para el caso de Ecopetrol, se evidencia una fuerte tendencia a la baja en los años 2013, 2014 y 2015 seguido de una tendencia plana en los años 2016 y 2017 para finalizar en el 2018 con una fuerte tendencia al alza. Por otro lado, Preferencial Bancolombia e ISA muestran tendencias al alza mientras que Grupo Nutresa y Grupo Sura muestran un comportamiento cíclico (Ver Anexo 5).

Los resultados obtenidos para Ecopetrol son muy diferentes a las dos pruebas anteriores (Ver Tabla 4). En este caso se obtiene que, para valores de la pendiente de 1, 5, 10 y 14 los rendimientos de la posición larga equivalen a -31.6%, -31.2%, -29.9% y -29.0%, mientras que el vector combinado es capaz de obtener rendimientos superiores, para

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

valores de la pendiente de 1, 5 y 10, iguales a 10.30%, 5.52%, -26.53%. Es de destacar que en dos ocasiones el algoritmo es capaz de generar rendimientos positivos cuando en la posición larga se están teniendo pérdidas significativas.

Para preferencial Bancolombia se obtienen resultados similares a los de Ecopetrol, ya que para pendientes de 1, 5 y 10, el vector combinado genera rendimientos superiores a los de la posición larga.

En el caso de Grupo Sura, se presenta la misma situación que las dos acciones anteriores, sin embargo, para este activo en los cuatro escenarios evaluados el vector combinado obtiene mejores resultados que una posición larga.

Por otro lado, pasando al análisis de las acciones de ISA y Grupo Nutresa se evidencia que las rentabilidades generadas por el vector son inferiores a las de una posición larga. Sin embargo, estos resultados no son del todo negativos. Por ejemplo, para Grupo Nutresa, a pesar de que los rendimientos de la posición larga son superiores a los del vector combinado, la diferencia entre ambos resultados no es muy significativa teniendo en cuenta que es una estrategia de compra y venta del activo a lo largo de un periodo extenso de cinco años.

En el caso de ISA se ve como el vector combinado genera rendimientos positivos para las pendientes de 5, 10 y 15 correspondientes a 5.91%, 41.81% y 26.99%, aunque estos son inferiores a los de una posición larga equivalentes a 45.64%, 50.26% y 52.52%. Pero como ya se vio anteriormente con Ecopetrol en las dos secciones anteriores, el vector combinado no es muy efectivo al momento de generar rendimientos significativos como los de una posición larga cuando se presenta una subida de precios importante.

En base al análisis de los resultados para las tres ventanas de tiempo: 1,3 y 5 años; se encontró que el vector combinado no es muy eficiente para generar el mismo nivel de retornos que una posición larga cuando el activo tiene una tendencia al alza. Además, se logró identificar que cuando las acciones tienen un comportamiento cíclico, los resultados son muy variables por lo que no es posible determinar con certeza la efectividad del vector combinado para estos escenarios.

Aun así, sí es posible concluir que para periodos de cinco años se obtienen los mejores resultados, ya que el vector combinado genera rendimientos superiores a los de una posición larga en 10 de los 16 casos posibles, y específicamente para una pendiente de 10 se obtienen los rendimientos promedio más altos. Además, en los casos que las rentabilidades del vector combinado son inferiores a las de la posición larga, estas diferencias son muy pequeñas teniendo en cuenta que es una estrategia de inversión de un periodo muy extenso. Es por esto que se considera que los *inputs* óptimos para el entrenamiento de la red neuronal son periodos de cinco años y un valor de la pendiente equivalente a 10.

Estos resultados positivos son favorables para el cumplimiento del objetivo de esta plataforma, ya que no se pretende que sea una herramienta especulativa para el corto

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

plazo sino una herramienta que en el largo plazo les pueda ofrecer los mejores rendimientos posibles a los usuarios y reduzca su exposición al riesgo.

3.2 ELECCIÓN NÚMERO DEL NEURONAS PARA RED NEURONAL CON CUATRO ENTRADAS

Con el fin de determinar un número adecuado de capas y de neuronas ocultas, se realizaron varios ensayos, con diferentes combinaciones y a partir del error cuadrático medio se eligió las capas y neuronas ocultas que menor error generaran. Se realizaron las pruebas para las cinco acciones con las que se ha trabajado: Ecopetrol, Preferencial Bancolombia, Grupo Sura, ISA y Grupo Nutresa. A continuación, se muestran los resultados obtenidos:

Tabla 5: Error Cuadrático Medio - Una Capa

	Una Capa			
Número Neuronas	1	2	3	4
Ecopetrol	252.3347	197.5186	186.8287	183.4215
Pf Bancolombia	200.7357	190.9547	190.6777	171.8098
Grupo Sura	256.254	243.5555	237.9774	234.5592
ISA	225.0999	208.0071	203.304	193.611
Grupo Nutresa	227.5121	193.8721	183.097	178.9799

En la Tabla 5 se muestran los resultados de la prueba de redes neuronales con una capa y desde una neurona hasta cuatro. Para las cinco acciones se pudo evidenciar que a medida que aumenta el número de neuronas, el error cuadrático medio es significativamente menor, disminuyendo en promedio 19.98%.

Posteriormente, se realizaron pruebas con dos capas y diferente número de neuronas ocultas, combinando desde una neurona hasta cuatro por cada capa. Los resultados se resumen en la siguiente tabla:

Tabla 6: Error Cuadrático Medio - Dos Capas

	Dos Capas							
Número Neuronas	1,1	2,1	3,1	4,1	1,2	1,3	1,4	2,2
Ecopetrol	250.7697	195.8966	193.3086	178.5955	249.9519	243.5030	242.2698	189.3814
Pf Bancolombia	197.7235	192.1551	197.9131	198.1885	197.4689	182.5795	187.0914	185.9312
Grupo Sura	255.0260	254.9289	236.5072	234.7336	253.8573	253.4175	254.0921	247.8268
ISA	224.4292	214.0425	197.6288	196.6685	224.0423	222.9923	216.0242	204.6365
Grupo Nutresa	224.8884	170.9387	161.7157	163.2364	222.8255	222.2557	219.9007	170.9402

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

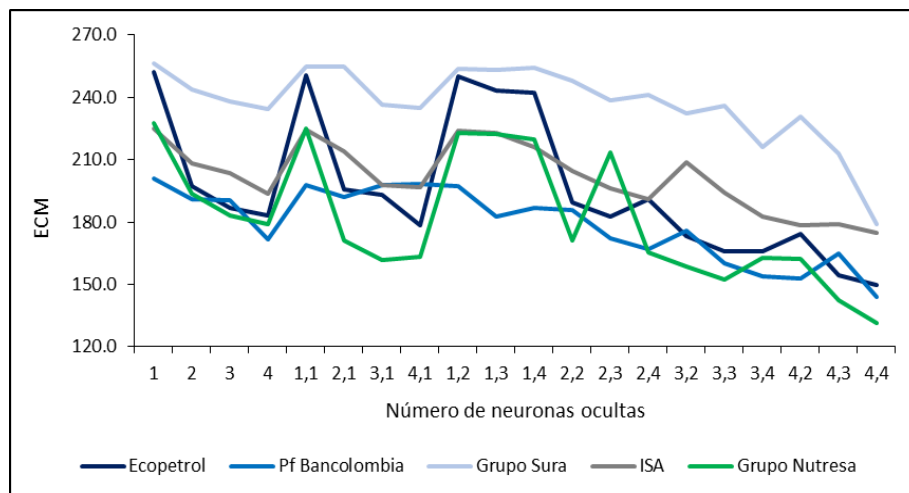
	Dos Capas							
Número Neuronas	2,3	2,4	3,2	3,3	3,4	4,2	4,3	4,4
Ecopetrol	182.5638	191.1545	173.4069	166.0918	166.1652	174.5180	154.2618	149.7303
Pf Bancolombia	172.1699	166.8697	175.6144	160.4156	154.1336	153.0813	164.7279	143.9468
Grupo Sura	238.6523	241.1236	232.0806	235.8548	216.2974	230.8048	213.1346	178.9651
ISA	196.3920	191.0217	208.8800	194.2315	182.4531	178.4211	178.7448	174.9892
Grupo Nutresa	213.5313	165.6035	158.4210	152.4586	162.6321	162.2519	142.4344	131.6023

En la Tabla 6 se logra evidenciar como la adición de una segunda capa ayuda a disminuir sistemáticamente el error de la red neuronal. Por ejemplo, si se comparan los errores obtenidos con una neurona y los errores de dos capas con una neurona cada una, se obtiene una pequeña disminución del error de 0.73% en promedio. Sin embargo, si se agregan tres neuronas adicionales a la primera capa el error disminuye en promedio 16.55%, y si se adicionan otras tres neuronas a la segunda capa (resaltado en la Tabla 6) se logra una mejora significativa del 44.95% en promedio para las cinco acciones.

Gráficamente, es más fácil evidenciar la relación entre el número de neuronas ocultas y capas con el error cuadrático medio. En la Gráfica 4 se puede ver como a medida que aumenta la complejidad de la red neuronal se obtienen errores significativamente menores para los cinco activos.

En base a estos resultados del error cuadrático medio, se decide realizar la red neuronal con la combinación de neuronas que menor error genere, por lo que se implementó para cada acción una red con dos capas y cuatro neuronas ocultas en cada una.

Gráfica 4: Error Cuadrático Medio



La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

3.3 RESULTADOS RED NEURONAL CON CUATRO ENTRADAS

Nuevamente, para evaluar los resultados de la red neuronal se utilizaron las mismas cinco acciones de la Bolsa de Valores de Colombia: Ecopetrol, Preferencial Bancolombia, Grupo Sura, ISA y Grupo Nutresa. Además, se utilizaron datos históricos de cinco años y un valor de la pendiente de diez periodos, para la red neuronal se utilizó dos capas, cuatro neuronas ocultas en la primera y cuatro en la segunda. Las entradas para la red fueron los resultados de cada indicador: MACD, RSI y ADX, y los rendimientos del activo.

Los resultados se evaluaron a partir de la matriz de confusión y un *backtesting*, el cual se realiza a partir de los resultados del *test* de la red y que corresponde al periodo entre el 14 de diciembre de 2016 y el 31 de julio de 2018. En base a este periodo se determinan los rendimientos de la red neuronal, de cada uno de los tres indicadores, del vector combinado y de la posición larga.

De forma general los resultados de la rentabilidad se pueden encontrar resumidos en la siguiente tabla:

Tabla 7: Resumen Rentabilidades

	Ecopetrol	Pf Bancolombia	Grupo Sura	ISA	Grupo Nutresa
Red Neuronal	41.1%	21.5%	0.4%	21.6%	5.8%
MACD	66.5%	22.6%	-5.4%	6.1%	3.7%
RSI	0.0%	14.1%	-5.1%	0.0%	0.0%
ADX	0.0%	0.0%	-4.3%	2.3%	0.1%
Vector Combinado	65.5%	18.3%	-2.6%	-1.1%	3.3%
Posición Larga	-29.9%	21.1%	-5.3%	50.3%	-1.0%

3.3.1 Ecopetrol

Para este activo se encontró una solución en 128,564 iteraciones y un error cuadrático medio de 149.73, el valor de cada peso se puede ver en el Anexo 6.

A partir del cálculo de la matriz de confusión se obtuvieron los siguientes resultados:

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Tabla 8: Matriz de Confusión Ecopetrol¹

Ecopetrol	Predicción			
Observación		0	1	-1
	0	0	0	0
	1	90	73	8
	-1	18	7	157

Antes de discutir los resultados obtenidos, es relevante aclarar el uso y significado de la matriz de confusión. Esta matriz se utiliza comúnmente cuando se quiere determinar el desempeño de un modelo de clasificación, el cual es el que está siendo empleado en esta tesis ya que se tratan de clasificar los valores como 0 (mantener), 1 (comprar) o -1 (vender). Entonces lo que se hace es tomar los valores obtenidos por el *test* de la red neuronal y compararlos con los valores reales que arrojó el vector combinado. Posteriormente, se organizan estos datos en una matriz como se muestra en la Tabla 8.

Por ejemplo, en la matriz de confusión de Ecopetrol hay un total de 353 datos, que resulta de la suma de todos los valores de la tabla. Los datos reales corresponden a la suma de cada una de las filas, por ejemplo, las observaciones para el valor de 1 corresponden a un total de 171, para -1 equivale a 182 y para 0 no se tienen observaciones. Por otro lado, los resultados que arroja el modelo se organizan en las columnas, entonces la red neuronal predice el valor de 0 en 108 ocasiones, para el valor de 1 en 80 ocasiones y el valor de -1 lo predice 165 veces.

De la Tabla 8 se puede ver que, para 73 periodos, la red neuronal fue capaz de predecir adecuadamente el valor de uno y en 157 periodos predijo adecuadamente el valor de -1. Aun así, en 123 casos la red neuronal predijo valores incorrectos. Entonces se tiene que el modelo predijo correctamente 230 datos de 353 posibles, lo que corresponde a un 65.2%, este valor se conoce como la precisión del modelo.

Si se analiza la segunda columna correspondiente al valor de 1, se tiene que la red predice este valor un total de 80 veces, de los cuales 73 fueron clasificados correctamente

¹ Aunque la red solo está diseñada para predecir valores de 1 y -1 correspondiente a las señales de compra y venta, se obtienen valores de 0 ya que al inicio cuando se hacen las reglas de decisión es posible que durante varios periodos no se cumpla ninguna, por lo que dichos periodos corresponden a valores de 0. Es por esto que en la matriz de confusión se tienen en cuenta dichos valores.

como 1, lo que representa un 91.3%. Este valor se conoce como la precisión de 1. Pasando a la tercera columna se tiene que el modelo predice 165 veces el valor de -1, de los cuales 157 son correctos, este valor de 95.2% se conoce como la precisión de -1.

Por otro lado, si se examina la segunda fila se tiene que hay un total de 171 observaciones del valor 1, de las cuales el modelo es capaz de identificar 73, esto representa un valor de 42.7% y el cual se conoce como la sensibilidad de 1. Pasando a la tercera fila se tiene un total de 182 observaciones del valor -1, de las cuales la red neuronal es capaz de predecir 157, equivalente al 86.3%, este porcentaje se conoce como la sensibilidad de -1.

Analizando los resultados del *backtesting* se puede ver como la red neuronal es capaz de generar rendimientos superiores a los de la posición larga, 41.09% en comparación a -29.91%. Aun así, se obtiene una mejor rentabilidad siguiendo las señales de compra y venta arrojadas por el vector combinado, la cual corresponde a 66.5%.

En general, se puede concluir que este modelo tiene un buen nivel de precisión ya que cuando predice valores de 1 y -1, la mayoría de ocasiones está en lo correcto. Sin embargo, el modelo predice muchos valores como cero lo que deteriora las sensibilidades de 1 y -1. Aun así, la rentabilidad de la red neuronal es muy superior a la una posición larga.

3.3.2 Preferencial Bancolombia

Para esta acción se halló una solución en 409,071 iteraciones con un error cuadrático medio igual a 143.95, en la que los pesos correspondientes a la red neuronal se pueden ver en el Anexo 7.

El cálculo de la matriz de confusión arroja los siguientes resultados:

Tabla 9: Matriz de Confusión Pf Bancolombia

Pf Bancolombia	Predicción			
		0	1	-1
Observación	0	0	0	0
	1	35	109	27
	-1	31	12	139

De la Tabla 9 se puede observar que en 109 casos la red neuronal puede predecir las señales de compra y en 139 casos las señales de venta, mientras que en 105 periodos arroja soluciones incorrectas. De esto se puede concluir que la precisión de la red al momento de predecir las señales es de cerca del 70.3%. Además, tienen una precisión

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

del 90.1% para identificar los momentos de compra y de 83.7% para los momentos de venta. También, se tiene una sensibilidad de 1 equivalente a 63.8% y una sensibilidad de -1 del 76.4%.

Por otro lado, analizando las rentabilidades obtenidas con el *backtesting*, se logra identificar que nuevamente la red neuronal es capaz de generar señales de compra y venta que producen mayores rendimientos que una posición larga, 21.5% superior a 21.1% e inclusive superiores a las del vector combinado, 18.3%.

En general, el modelo para esta acción presentó un menor error cuadrático medio, lo que se refleja en una mayor precisión y en una mejor sensibilidad de 1. Además, se obtuvieron mejores rentabilidades con la red neuronal que con la posición larga.

3.3.3 Grupo Sura

Para la acción del Grupo Sura el código encontró una solución en 349,849 iteraciones con un error cuadrático medio equivalente a 178.97 donde los pesos de la red neuronal se pueden encontrar en el Anexo 8.

Con los resultados obtenidos se halló la siguiente matriz de confusión:

Tabla 10: Matriz de Confusión Grupo Sura

Grupo Sura	Predicción			
Observación		0	1	-1
	0	0	0	0
	1	87	69	9
	-1	170	3	15

De la Tabla 10, se obtiene que la red tiene una precisión de 1 del 95.8% y una precisión de -1 del 62.5%. Además, la precisión general del modelo equivale a 23.8%. En cuanto a la sensibilidad, se obtiene un valor de 41.8% para 1 y de 8.0% para -1.

Por otro lado, analizando el *backtesting*, la red neuronal fue capaz de generar una rentabilidad para el periodo del análisis correspondiente a 0.4%, un valor positivo y superior al de la posición larga de -5.3% e inclusive el vector combinado que obtuvo -2.6%.

Lo más relevante de estos resultados es que la red neuronal no es muy buena al momento de identificar los valores de -1 y en cambio los categoriza principalmente como ceros. Además, Grupo Sura presenta el error cuadrático medio más alto de cualquiera de las cinco acciones analizadas, lo que se refleja en la peor precisión de cualquiera de los

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

cinco modelos. Aun así, estos resultados negativos no se traducen en rentabilidades inferiores, al contrario, la red neuronal genera los mejores rendimientos.

3.3.4 ISA

Para este activo se obtuvieron las soluciones en 60,382 iteraciones para un error cuadrático medio de 174.99 y unos pesos para la red disponibles en el Anexo 9.

En base a los resultados se obtuvo que la matriz de confusión es la siguiente:

Tabla 11: Matriz de Confusión ISA

ISA	Predicción			
		0	1	-1
Observación	0	0	0	0
	1	29	106	22
	-1	41	30	125

En base a la Tabla 11, se puede ver que la precisión de la red neuronal corresponde a 65.4%. Además, se tiene que la precisión de 1 es del 78.0% y se tiene una precisión de -1 correspondiente al 85.0%. Por otro lado, la sensibilidad al valor de 1 es de aproximadamente 67.5% y la sensibilidad de -1 es relativamente similar y corresponde al 63.8%.

Pasando al análisis de las rentabilidades, se encuentra que la red neuronal produce rendimientos positivos de 21.6%, superiores a los del vector combinado equivalentes a -1.1%, respectivamente. Sin embargo, la posición larga obtiene una rentabilidad superior del 50.3%.

Esto último, es consecuente con los resultados que se obtuvieron en la sección 3.1 cuando se evaluaron los diferentes periodos y pendientes y se encontró que ninguno de los indicadores técnicos o el vector combinado eran capaces de generar rendimientos similares a los de una posición larga cuando se tenían subidas importantes de precios del activo.

3.3.5 Grupo Nutresa

Finalmente, para la acción del Grupo Nutresa se obtuvo la solución de la red neuronal con 207,360 iteraciones y un error cuadrático medio de 131.60, donde los pesos se identifican en el Anexo 10.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Una vez realizado el test de la red neuronal y después del cálculo de la matriz de confusión se obtuvieron los siguientes resultados:

Tabla 12: Matriz de Confusión Grupo Nutresa

Grupo Nutresa	Predicción			
		0	1	-1
Observación	0	0	0	0
	1	16	162	19
	-1	2	42	112

De la Tabla 12 se puede concluir que la precisión general de la red neuronal corresponde al 77.6%. Además, la precisión del valor 1 es igual al 79.4% mientras que la precisión del valor de -1 es superior y corresponde a 85.5%. Por otro lado, la sensibilidad de 1 es de 82.2% y la sensibilidad de -1 de 71.8%.

Realizando el análisis del backtesting se obtienen resultados positivos debido a que los rendimientos de la red neuronal son considerablemente superiores los de la posición larga, 5.8% en comparación a -1.0%. Inclusive, se tiene que el vector combinado genera una menor rentabilidad equivalente a 3.3%.

De los cinco modelos calculados, el de la acción de Grupo Nutresa es el que tiene la mayor precisión, explicado en gran medida por el hecho de que es el que obtuvo el menor error cuadrático medio. Además, estos buenos resultados en términos del desempeño de la red neuronal, también se ven reflejados en rendimientos positivos inclusive cuando la posición larga obtuvo pérdidas.

A manera de conclusión, se analizaron los resultados obtenidos para cinco redes neuronales de cinco acciones diferentes de la BVC, donde se obtuvo que en cuatro de los cinco escenarios, la red neuronal genera mayores retornos que la posición larga. Además, se encontró que la aplicación de estos modelos es más eficiente que la utilización de un vector combinado, puesto que en cuatro de cinco casos posibles se obtuvieron mayores rentabilidades.

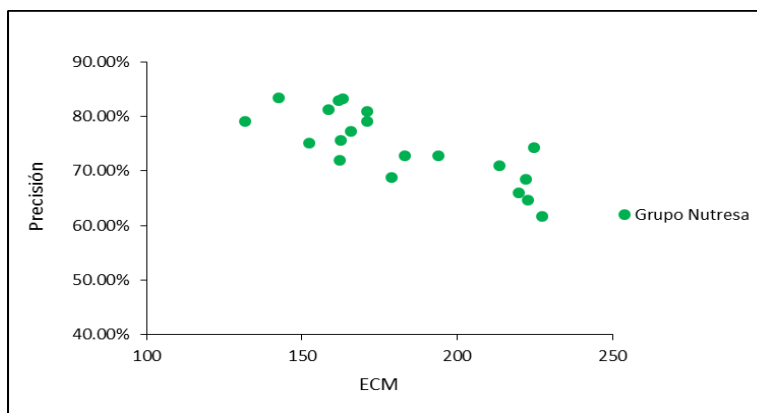
3.4 COMPARACIÓN ECM CON RENDIMIENTOS GENERADOS Y PRECISIÓN DE LA RED NEURONAL

Se realizó una comparación de los resultados obtenidos para las diferentes combinaciones de capas y neuronas ocultas. Se tomó el error cuadrático medio de cada red neuronal y se contrastó con la precisión del modelo y los retornos generados.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

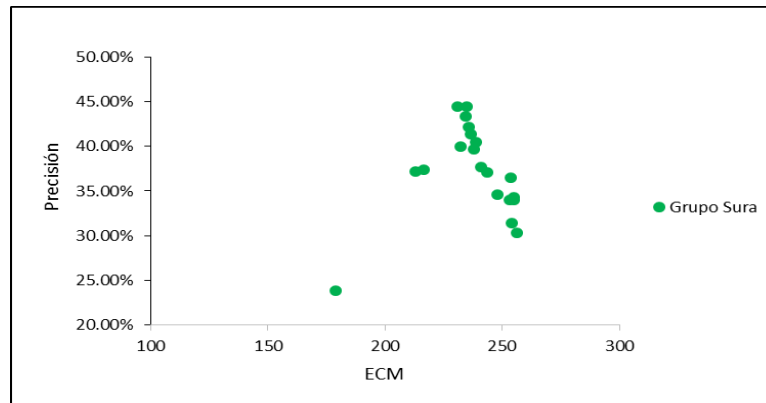
Para la comparación entre el ECM y la precisión del modelo se obtuvieron dos tipos de resultados. El primero, indica que hay una correlación negativa entre ambas variables, lo que significa que un menor error está asociado a una mayor precisión. Lo anterior, se evidencia para las acciones de Ecopetrol, ISA y Grupo Nutresa, las cuales presentan correlaciones de -0.5892, -0.0147 y -0.7864, respectivamente. El caso de Grupo Nutresa es donde se identifica más claramente esta relación negativa y como se observa en la Gráfica 5, a medida que aumenta el error, disminuye la precisión.

Gráfica 5: ECM vs Precisión Grupo Nutresa



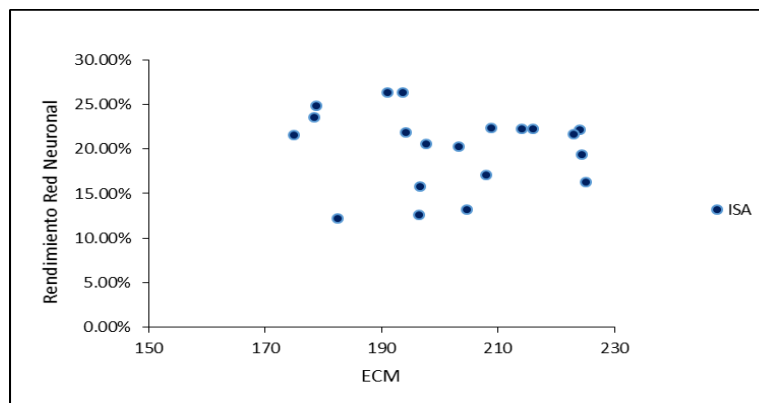
El segundo conjunto de resultados muestra una relación totalmente opuesta entre ECM y precisión, ya que existe una correlación positiva, aunque débil, entre ambas variables. Esto se puede interpretar como a mayor error, mayor precisión. En este caso las acciones Preferencial Bancolombia y Grupo Sura muestran este comportamiento y presentan correlaciones de 0.3273 y 0.1387, respectivamente. Aun así, gráficamente se ve claramente que para Grupo Sura (Ver Gráfica 6) la precisión del modelo es mejor cuando el ECM disminuye y si no se tuviera en cuenta el valor aislado que corresponde a una precisión del 23.79% y un error de 178.96, se tendría una correlación de -0.6015, consistente con los resultados anteriores.

Gráfica 6: ECM vs Precisión Grupo Sura



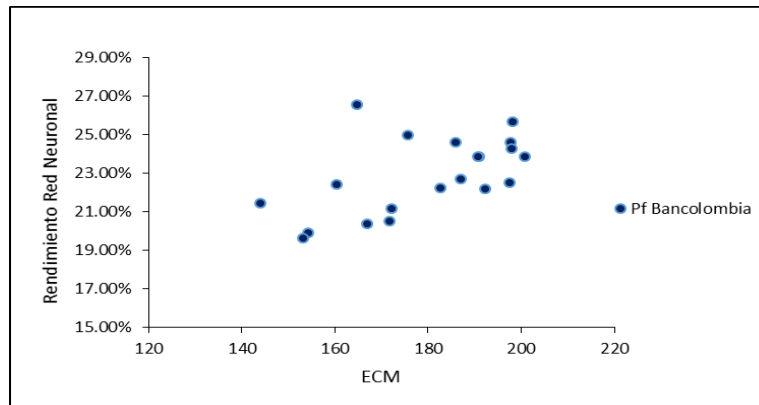
Por otro lado, en cuanto a los rendimientos de la red y el ECM, se logra identificar que no existe una relación significativa entre ambas variables. Las acciones Ecopetrol, Grupo Sura, ISA y Grupo Nutresa presentan correlaciones débiles de 0.266, -0.2752, -0.1036 y 0.1437, respectivamente. Por ejemplo, si se analiza la Gráfica 7 correspondiente a la acción de ISA, se logra evidenciar fácilmente este comportamiento.

Gráfica 7: ECM vs Rendimiento ISA



Aun así, la acción Preferencial Bancolombia presenta nuevamente un comportamiento anormal al tener una correlación moderada de 0.5576 y donde gráficamente se puede ver como un mayor error está asociado a un rendimiento relativamente superior (Ver Gráfica 8).

Gráfica 8: ECM vs Rendimiento Pf Bancolombia



3.5 RESULTADOS RED NEURONAL CON UNA ENTRADA

Se quiso analizar si se podía crear una red neuronal tomando solo como valores de entrada los rendimientos de la acción y determinar si era posible predecir momentos de compra y venta. Entonces, lo que se hizo fue tomar cada una de las cinco acciones con las que se ha venido trabajando, Ecopetrol, Preferencial Bancolombia, Grupo Sura, ISA y Grupo Nutresa. Se utilizaron los datos históricos de cinco años y un valor de la pendiente de diez periodos. Finalmente, se probaron diferentes números de capas, con diferentes combinaciones de neuronas.

Bajo estas condiciones no se encontró ninguna solución para ninguna de las cinco acciones, es decir, las redes neuronales no fueron capaces de predecir los valores de 1 y -1 correspondientes a las señales de compra y venta, y en cambio se obtuvieron valores de 0 para cada uno de los periodos.

Posteriormente, se hicieron otras pruebas con diferentes valores de pendiente, pero en ningún caso fue posible para el código hallar una solución a la red neuronal que pudiera predecir estos valores de 1 y -1.

3.6 PLATAFORMA WEB

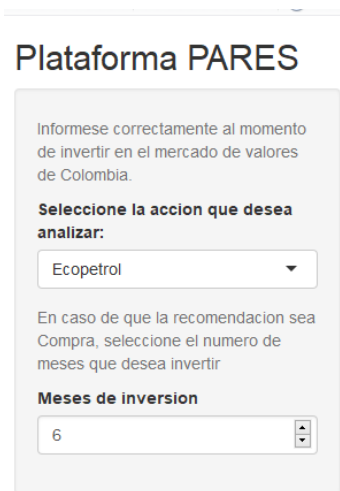
Para la plataforma web se utilizó Shiny app, la cual permite desplegar gráficamente, a través de un servidor web gratuito, las partes del código que son necesarias para que el usuario reciba la recomendación de inversión de cualquiera de las acciones disponibles en la plataforma. Una vez el código del Shinyapp estuvo listo y la sesión de Rstudio se asociara con el servidor y la cuenta de plataforma PARES en Shinyapps.io, se obtiene una URL.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Esta URL permite acceder a la plataforma PARES y hacer uso de ella en cualquier lugar, siempre y cuando haya acceso a internet.

Una vez se ingrese a plataformapares.shinyapps.io/Tesis/, se desplegará la interfaz que el usuario podrá ver y modificar a su gusto. Esta se divide en dos componentes:

1. Side bar: En esta parte es donde se encuentran las variables de entrada que el usuario escoge con el fin de saber que recomendación de inversión la plataforma le propone para dicho activo. Además, si es compra, podrá escoger el número de meses (de 1 a 12) que desee mantener la inversión y la plataforma le mostrará la probabilidad de obtener utilidades positivas en ese periodo de inversión. A continuación, se puede ver como se ven estas variables de entrada en la página web:



The screenshot shows a web interface titled "Plataforma PARES". Below the title, there is a light gray box containing the following elements:

- A message: "Informese correctamente al momento de invertir en el mercado de valores de Colombia."
- A label: "Seleccione la accion que desea analizar:"
- A dropdown menu with "Ecopetrol" selected.
- A message: "En caso de que la recomendacion sea Compra, seleccione el numero de meses que desea invertir"
- A label: "Meses de inversion"
- A numeric input field with the value "6" and up/down arrows.

2. Main panel: En esta sección es donde se desplegarán todos los resultados. El resultado más importante es la recomendación de inversión que se hace sobre el activo que el usuario haya escogido. Con este, se muestra el último precio, el último rendimiento y una gráfica del histórico de los precios.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Plataforma PARES

Informese correctamente al momento de invertir en el mercado de valores de Colombia.

Seleccione la accion que desea analizar:

Ecopetrol

En caso de que la recomendacion sea Compra, seleccione el numero de meses que desea invertir

Meses de inversion

6

Para la accion seleccionada, recomendamos: Venta
Ultimo precio de cierre: 4160 1.33%

Ecopetrol



Como ya se explicó anteriormente, en caso de que sea compra, se mostrará la probabilidad de ganancia y una gráfica de las simulaciones que se hicieron para poder obtener dicha probabilidad.

Plataforma PARES

Informese correctamente al momento de invertir en el mercado de valores de Colombia.

Seleccione la accion que desea analizar:

Preferencial Bancolombia

En caso de que la recomendacion sea Compra, seleccione el numero de meses que desea invertir

Meses de inversion

6

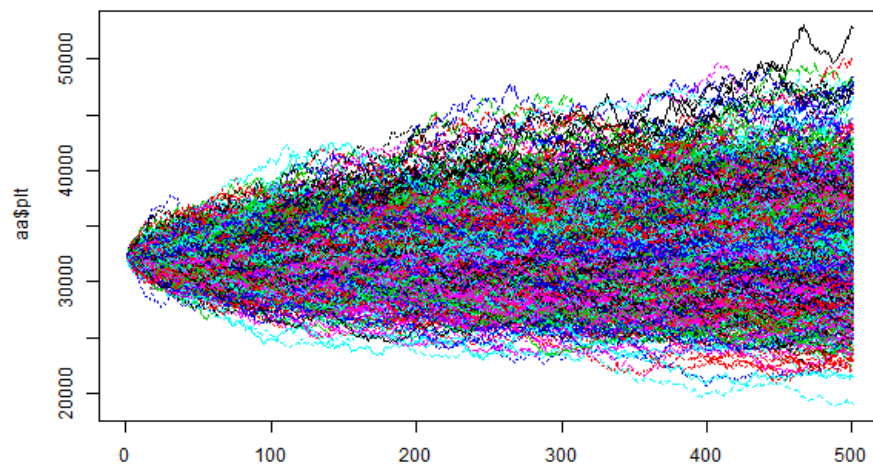
Para la accion seleccionada, recomendamos: Compra
Ultimo precio de cierre: 32300 0.62%

PFBCOLO



La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

La probabilidad de tener una utilidad positiva al final de 6 meses es del 51.7 %



La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

4. CONCLUSIONES Y CONSIDERACIONES FINALES

A partir de los objetivos planteados en esta tesis y en base a los resultados obtenidos se pueden sacar algunas conclusiones y consideraciones importantes.

Primero, fue posible crear una herramienta que pone a la disposición de los pequeños inversionistas una plataforma que les permite reducir el riesgo de sus inversiones en el mercado de capitales colombiano. Esto se debe a que, en base a los resultados obtenidos, si se siguen las recomendaciones de compra o venta de la plataforma se obtendrán rendimientos superiores a los del mercado en la mayoría de escenarios y adicionalmente no se incurrirán en pérdidas por invertir en este mercado. Este trabajo ayudará a este tipo de inversionistas al momento de invertir en la Bolsa de Valores de Colombia, mediante una toma de decisiones acertada, lo que incrementará el valor de sus portafolios y mitigar su exposición al riesgo.

Segundo, después de explorar diferentes lenguajes de programación como Python, R, C, C++, Matlab y Java. Posteriormente, se implementó todo el sistema con el lenguaje R porque se adaptaba adecuadamente a los requerimientos del trabajo y puso al alcance técnico y del objetivo de la tesis todos los requerimientos necesarios para la ejecución y el despliegue gráfico de la plataforma PARES en línea.

Tercero, se lograron entender a fondo, modelar e implementar los indicadores de análisis técnico MACD, RSI y ADX para las acciones de la BVC analizadas (Ecopetrol, Preferencial Bancolombia, Grupo Sura, ISA y Grupo Nutresa) y se pudo crear un vector combinado de señales de compra y venta. Este vector fue capaz de generar rentabilidades superiores a las del mercado, en tres de los cinco casos analizados, para periodos de tiempo de cinco años.

Además, se pudieron combinar los diferentes valores de los indicadores técnicos de cada acción, los rendimientos de dicho activo, junto con el vector combinado para crear un modelo con redes neuronales capaz de capturar los movimientos de precios del activo. Con estos modelos fue posible determinar momentos de compra y venta, con los cuales se pudieron generar rendimientos superiores a los de una posición larga en cuatro de los cinco casos analizados, además fue capaz de obtener rentabilidades positivas en situaciones que se habrían obtenido pérdidas.

Cuarto, se logró la puesta en marcha de la plataforma PARES en una página web. Ésta es una aplicación amigable y de fácil uso para cualquier usuario que desee utilizarla y donde podrá encontrar una recomendación rápida sobre si comprar o vender una acción. En caso de que el modelo recomiende comprar el activo, el usuario podrá ver la probabilidad de ganancia sobre un periodo de inversión, gracias al modelamiento de los precios con un movimiento browniano. Esto le permitirá al usuario tomar una decisión más informada sobre si invertir o no en el activo.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Finalmente, para trabajos futuros, se pueden implementar diferentes estrategias que permitirían optimizar los rendimientos y el funcionamiento de la red neuronal. Por ejemplo, se puede buscar optimizar los indicadores de análisis técnico, variando el número de periodos que se toman en su cálculo, con el fin de encontrar los valores que mejor se ajusten a cada acción y de esta forma generar mejores resultados. Otra alternativa sería explorar funciones de activación más modernas que ayuden a minimizar el error de la red neuronal, como *Rectified Linear Units*, *Exponential Linear Units*, *Leaky Rectified Linear Units*, entre otras. Aunque, como ya se vio anteriormente, no existe una correlación fuerte entre el error cuadrático medio y el rendimiento generado por la red neuronal, por lo que también sería válido optimizar la red neuronal en función de la rentabilidad y no del error. También, se podría modificar el código para que busque los valores óptimos de neuronas y capas para cada acción, ya que actualmente se utiliza el mismo número para todos los activos. Adicionalmente, en proyectos futuros se puede explorar la posibilidad de que la plataforma trabaje con datos en tiempo real y de esta forma crear estrategias de compra y venta intradía.

El uso de redes neuronales en el ámbito del mercado de capitales presenta una alternativa interesante para los inversionistas del mercado, ya que comúnmente las predicciones se hacen a través de modelos econométricos, con análisis fundamental o con análisis técnico y la implementación de este nuevo tipo de herramientas puede generar mejores resultados que las opciones tradicionales.

REFERENCIAS

- Appel, G. (2005). *Technical Analysis: Power Tools for Active Investors*.
<https://doi.org/10.1007/s13398-014-0173-7.2>
- Bagheri, A., Mohammadi Peyhani, H., & Akbari, M. (2014). Financial forecasting using ANFIS networks with Quantum-behaved Particle Swarm Optimization. *Expert Systems with Applications*.
- Banco de la República. (2018). Producto Interno Bruto Trimestral a Precios Constantes de 2005 por Ramas de Actividad Económica.
- Bolsa de Valores de Colombia. (2010). *Nivel Avanzado Análisis Técnico en Acciones*. Bogotá.
- Bolsa de Valores de Colombia. (2014). *Guía del Mercado de Valores*. Bogotá.
- Bolsa de Valores de Colombia. (2018). Canasta COLCAP Vigente para el Trimestre. Retrieved October 14, 2018, from https://www.bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/Mercados/enlinea/indicesbursatiles?com.tibco.ps.pagesvc.renderParams.sub45d083c1_14321f5c9c5_-78350a0a600b=action%3Ddetallar%26org.springframework.web.portlet.mvc.ImplicitModel%3Dtrue%26
- Caicedo, E. F., & López, J. A. (2009). *Una Aproximación Práctica a las Redes Neuronales Artificiales* (Primera ed). Cali: Universidad del Valle.
- Dow, C. H. (1902). The Dow Theory in Technical Analysis.
- Eisenberg, A. (2018). 7 Ways Fintechs Use Machine Learning to Outsmart the Competition. Retrieved October 26, 2018, from <https://igniteoutsourcing.com/publications/machine-learning-in-finance/>
- Faggella, D. (2018). Machine Learning in Finance - Present and Future Applications. Retrieved October 26, 2018, from <https://www.techemergence.com/machine-learning-in-finance/>
- Fusion Media Limited. (2018). Investing.com. Retrieved from <https://www.investing.com/>
- Gómez-Gonzales, J., & Melo Velandia, L. F. (2014). Efectos de ángeles caídos en el mercado accionario colombiano: Estudio de eventos del caso InterBolsa. *Ensayos Sobre Política Económica*.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

- Graham, B., & Dodd, D. (2008). *Security Analysis* (Sixth Edit). United States: McGraw-Hill.
- Hoffmann, A. O. I., & Shefrin, H. (2014). Technical anlysis and individual investors. *Journal of Economic Behavior & Organization*.
- Izaurieta, F., & Saavedra, C. (2000). Redes Neuronales Artificiales.
- Kotz, D. M. (2009). The financial an economic crisis of 2008: a systemic crisis of neoliberal capitalism. *Review of Radical Political Economics*.
- Llano, L., Hoyos, A., Arias, F., & Velásquez, J. (2007). Activación en Redes Feedforward para aproximar Funciones de Datos con y sin Ruido. *Revista Avances En Sistemas e Infromática*, 4(2).
- Matich, D. J. (2001). Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones.
- Murphy, J. J. (1999). *Technical Analysis of the Financial Markets*.
- Park, C.-H., & Irwin, S. H. (2007). What do we know about the profitability of technical analysis? *Journal of Economic Surveys*.
- Portafolio. (2011). Las peores crisis financieras de la historia. *Portafolio*. Retrieved from <http://www.portafolio.co/economia/finanzas/peores-crisis-financieras-historia-139520>
- Portafolio. (2017). Integración de BVC y Deceval: nueva cara y más productos. *Portafolio*. Retrieved from <http://www.portafolio.co/negocios/integracion-de-bvc-y-deceval-nueva-cara-y-mas-productos-512614>
- Portafolio. (2018). BVC refuerza estrategia para atraer a nuevos emisores e inversionistas. *Portafolio*. Retrieved from <http://www.portafolio.co/economia/finanzas/la-estrategia-de-la-bvc-para-atraer-inversionistas-513323>
- R Studio. (2018). Shiny. Retrieved October 25, 2018, from <http://shiny.rstudio.com/>
- Riedmiller, M., & Braun, H. (1993). A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm. In *IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN)* (pp. 586–591). San Francisco.
- Roldán Ortiz, E. (2014). ESPECULACIÓN EN MERCADOS FINANCIEROS CON MODELOS ECONÓMICOS. *Universidad de Medellín*.
- Sierra Suarez, K., Duarte Duarte, J. B., & Rueda Ortiz, V. A. (2015). Predictibilidad de los retornos en el mercado de Colombia e hipótesis de mercado adaptativo. *Estudios Gerenciales*.
- Superintendencia Financiera de Colombia. (2008). *Conceptos Básicos del Mercado de*

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Valores.

Superintendencia Financiera de Colombia. (2017). *Actualidad del Sistema Financiero Colombiano.*

Uribe, J. M., & Fernández, J. (2014). Riesgo Sistémico en el mercado de acciones colombiano: alternativas de diversificación bajo eventos extremos. *Cuadernos de Economía.*

Valora Inversiones. (2018). Valora Inversiones. Retrieved from <http://www.valorainversiones.com/plataforma/>

Vargas Pulido, W., & Bayardo Martinez, J. (2013). El MILA. Mercado de integración entre Chile, Perú y Colombia. *Revista de Relaciones Internacionales, Estrategia y Seguridad.*

Wilder Jr., W. (1978). *New Concepts in Technical Trading Systems.* Hunter Publishing Company.

ANEXOS

Anexo 1: Canasta COLCAP vigente para el tercer trimestre del año 2018

NEMOTÉCNICO	DESCRIPCIÓN	PARTICIPACIÓN
ECOPETROL	ECOPETROL S.A.	15.036%
PFBCOLOM	BANCOLOMBIA S.A.	13.344%
GRUPOSURA	GRUPO INVERSIONES SURAMERICANA	7.166%
BCOLOMBIA	BANCOLOMBIA S.A.	6.818%
ISA	INTERCONEXION ELECTRICA S.A. E.S.P.	6.476%
NUTRESA	GRUPO NUTRESA S.A	6.466%
GRUPOARGOS	GRUPO ARGOS S.A.	5.418%
PFAVAL	GRUPO AVAL ACCIONES Y VALORES S.A.	4.578%
EEB	EMPRESA DE ENERGIA DE BOGOTA S.A. E.S.P.	4.080%
PFGRUPSURA	GRUPO INVERSIONES SURAMERICANA	3.741%
CEMARGOS	CEMENTOS ARGOS S.A.	3.626%
PFGRUPOARG	GRUPO ARGOS S.A.	3.486%
PFDVVNDA	BANCO DAVIVIENDA S.A	3.349%
EXITO	ALMACENES EXITO S.A.	3.154%
BOGOTA	BANCO DE BOGOTA S.A.	2.662%
CELSIA	CELSIA S.A E.S.P	2.411%
CORFICOLCF	CORPORACION FINANCIERA COLOMBIANA S.A.	2.038%
PFCEMARGOS	CEMENTOS ARGOS S.A.	1.657%
PROMIGAS	PROMIGAS S.A. E.S.P.	1.283%
CLH	CEMEX LATAM HOLDING	1.088%
PFAVH	AVIANCA HOLDINGS S.A	0.798%
GRUPOAVAL	GRUPO AVAL ACCIONES Y VALORES S.A.	0.597%
CNEC	CANACOL ENERGY LTD	0.367%
CONCONCRET	CONSTRUCTORA CONCRETO S.A	0.231%
ETB	EMPRESA DE TELECOMUNICACIONES DE BOGOTA S.A. E.S.P.	0.129%

(Bolsa de Valores de Colombia, 2018)

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Anexo 2: Rendimientos del *Backtesting*

Pendiente = 1

1 AÑO	Ecopetrol	Pf Bancolombia	Grupo Sura	ISA	Grupo Nutresa
MACD	0.2866	0.1050	-0.1710	-0.0367	-0.0932
RSI	0.0000	0.0174	-0.0721	0.0375	0.0463
ADX	-0.0080	0.0000	-0.1024	-0.0351	-0.0036
Combinado	0.3284	0.0986	-0.1638	-0.0999	-0.0842
Posición Larga	1.2409	-0.0382	-0.1289	0.0275	-0.0037

3 AÑOS	Ecopetrol	Pf Bancolombia	Grupo Sura	ISA	Grupo Nutresa
MACD	0.6553	0.3900	-0.1008	0.1194	-0.0034
RSI	0.1262	0.3075	0.1800	0.2601	0.1662
ADX	0.2036	-0.1487	0.0902	0.0924	0.1834
Combinado	0.7927	0.3389	-0.1604	-0.1411	0.0343
Posición Larga	1.1544	0.2868	0.0050	1.0286	0.2890

5 AÑOS	Ecopetrol	Pf Bancolombia	Grupo Sura	ISA	Grupo Nutresa
MACD	0.0494	0.3226	0.0186	0.1054	-0.0602
RSI	-0.9235	0.1661	0.1234	0.0413	0.0800
ADX	-0.2344	-0.3346	0.0280	0.2050	-0.0981
Combinado	0.1030	0.3145	-0.0358	-0.0168	-0.0401
Posición Larga	-0.3163	0.2055	-0.0545	0.4609	-0.0232

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Pendiente = 5

1 AÑO	Ecopetrol	Pf Bancolombia	Grupo Sura	ISA	Grupo Nutresa
MACD	0.2398	0.1219	-0.1076	-0.0224	-0.0709
RSI	0.0000	0.0374	-0.0721	0.0375	0.0000
ADX	-0.0080	0.0000	-0.1024	-0.0351	0.0015
Combinado	0.3747	0.0282	-0.1004	-0.0841	-0.0769
Posición Larga	1.2166	-0.0212	-0.1268	0.0457	0.0045

3 AÑOS	Ecopetrol	Pf Bancolombia	Grupo Sura	ISA	Grupo Nutresa
MACD	0.5941	0.4458	-0.0160	0.2414	-0.0429
RSI	0.2194	0.3275	0.1472	0.0375	0.0723
ADX	0.1960	-0.0273	0.0902	-0.0351	0.1244
Combinado	0.6475	0.3051	-0.0569	-0.0146	-0.0657
Posición Larga	1.2657	0.3742	0.0227	1.0286	0.2952

5 AÑOS	Ecopetrol	Pf Bancolombia	Grupo Sura	ISA	Grupo Nutresa
MACD	-0.0142	0.4448	0.0094	0.2048	-0.1826
RSI	-0.8926	0.3363	0.1247	0.4820	0.2046
ADX	-0.1457	-0.2131	-0.0650	0.0881	-0.0569
Combinado	0.0552	0.3240	-0.0266	0.0591	-0.0386
Posición Larga	-0.3124	0.2090	-0.0574	0.4564	-0.0302

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Pendiente = 10

1 AÑO	Ecopetrol	Pf Bancolombia	Grupo Sura	ISA	Grupo Nutresa
MACD	0.3690	0.1219	-0.1124	-0.0359	-0.0417
RSI	0.0000	0.1415	-0.0513	0.0000	0.0000
ADX	0.0000	0.0000	-0.1024	0.0232	0.0015
Combinado	0.3426	0.1323	-0.0843	-0.0119	-0.0417
Posición Larga	1.2007	-0.0166	-0.1212	0.0275	0.0052

3 AÑOS	Ecopetrol	Pf Bancolombia	Grupo Sura	ISA	Grupo Nutresa
MACD	0.5218	0.2931	0.0351	0.2579	0.1058
RSI	0.1578	0.4943	0.1188	0.0000	0.0723
ADX	0.8657	0.1071	0.0902	0.0232	0.2243
Combinado	0.5113	0.3136	0.0282	0.1836	0.0381
Posición Larga	1.3083	0.3301	0.0061	0.9860	0.2964

5 AÑOS	Ecopetrol	Pf Bancolombia	Grupo Sura	ISA	Grupo Nutresa
MACD	-0.2537	0.3184	0.0856	0.3311	0.0023
RSI	-1.0802	0.5882	0.3488	0.5226	0.0352
ADX	0.2314	-0.0788	0.2754	0.1464	0.0292
Combinado	-0.2653	0.3009	0.1174	0.4181	-0.0196
Posición Larga	-0.2991	0.2108	-0.0530	0.5026	-0.0103

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Pendiente = 14

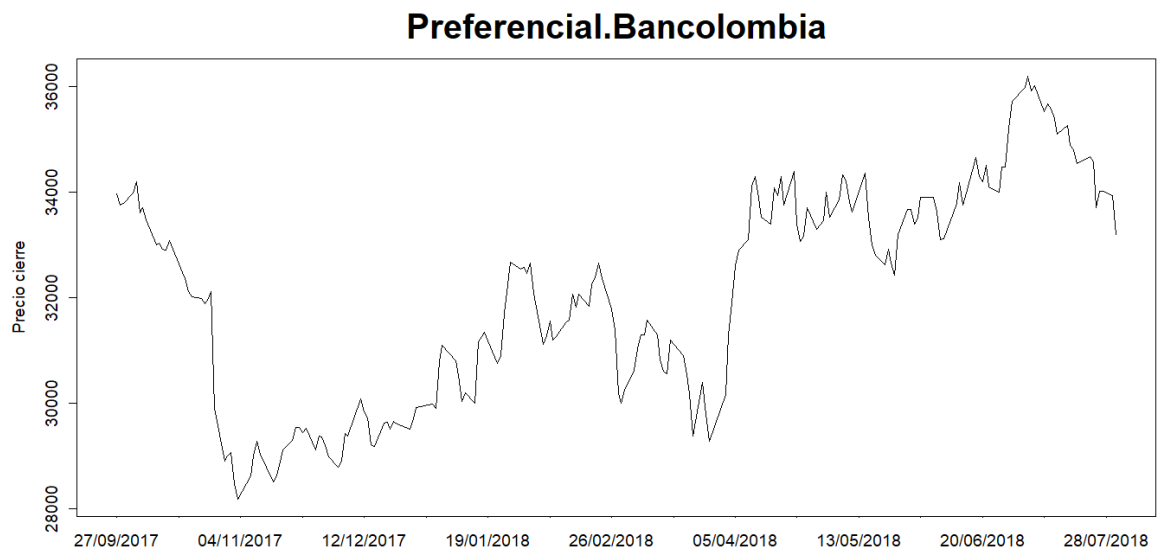
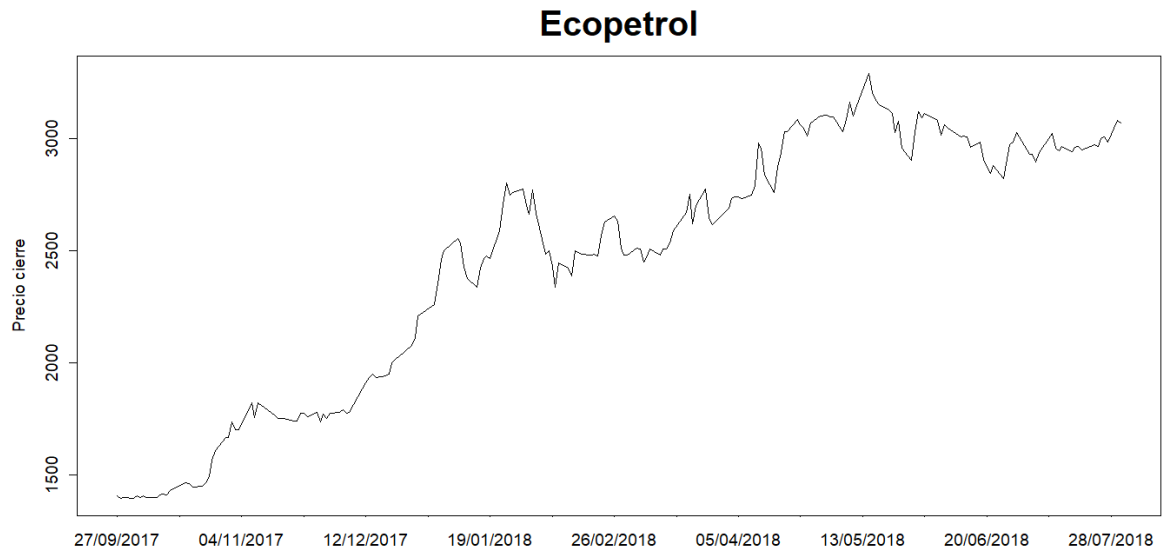
1 AÑO	Ecopetrol	Pf Bancolombia	Grupo Sura	ISA	Grupo Nutresa
MACD	0.3690	0.1219	-0.0785	0.0586	-0.0497
RSI	0.0000	0.1256	0.0000	0.0000	0.0000
ADX	0.0000	0.0000	-0.1024	0.0232	0.0015
Combinado	0.3860	0.1164	-0.1482	0.0600	-0.0497
Posición Larga	1.1929	-0.0119	-0.1251	0.0365	0.0022

3 AÑOS	Ecopetrol	Pf Bancolombia	Grupo Sura	ISA	Grupo Nutresa
MACD	0.6513	0.2388	-0.1066	0.3436	-0.0116
RSI	0.0000	0.4550	0.2682	0.0000	0.1042
ADX	0.8657	0.1049	0.0902	0.0232	0.2243
Combinado	0.6768	0.2679	-0.1136	0.2485	-0.0116
Posición Larga	1.1319	0.2434	-0.0222	0.9320	0.2865

5 AÑOS	Ecopetrol	Pf Bancolombia	Grupo Sura	ISA	Grupo Nutresa
MACD	-0.4893	0.1488	-0.0336	0.3782	-0.1256
RSI	-0.8269	0.6373	0.3425	0.1942	0.2055
ADX	0.2314	-0.0809	0.1824	0.1464	0.0292
Combinado	-0.3614	0.1114	-0.0097	0.2699	-0.1249
Posición Larga	-0.2902	0.2108	-0.0599	0.5252	-0.0211

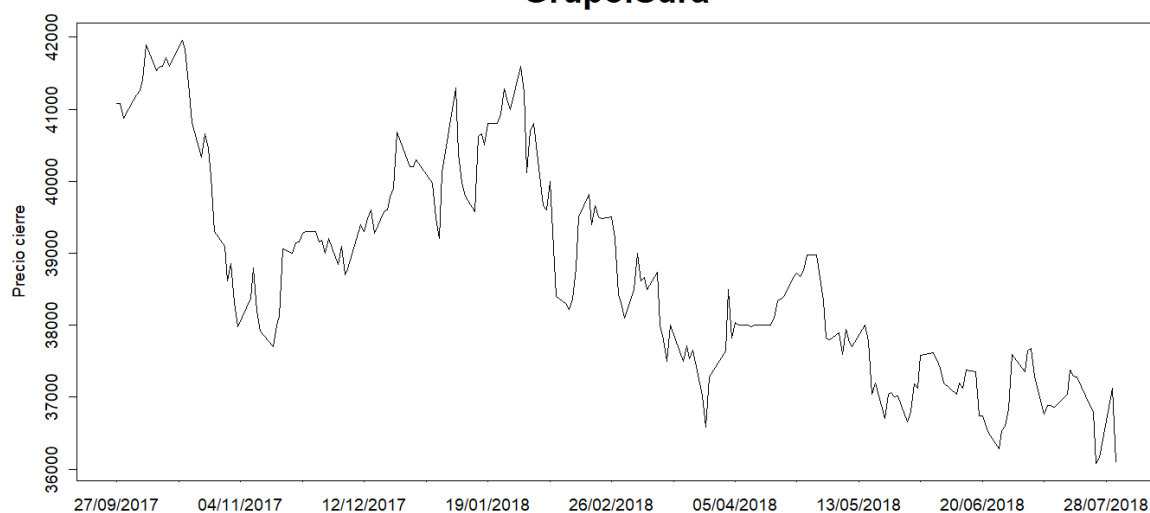
La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Anexo 3: Series Históricas de Precios – Periodos de 1 Año

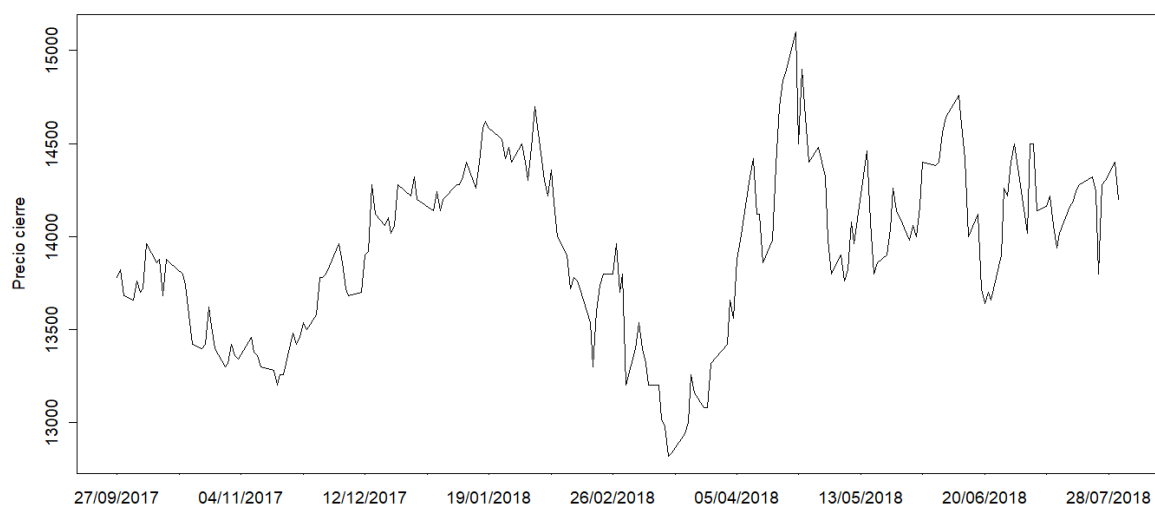


La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Grupo.Sura

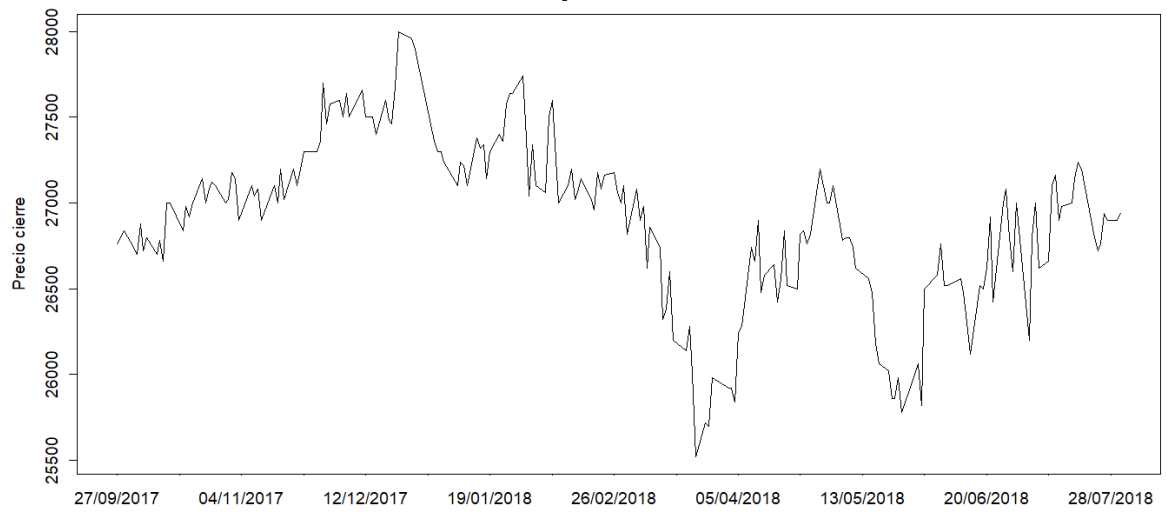


ISA



La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

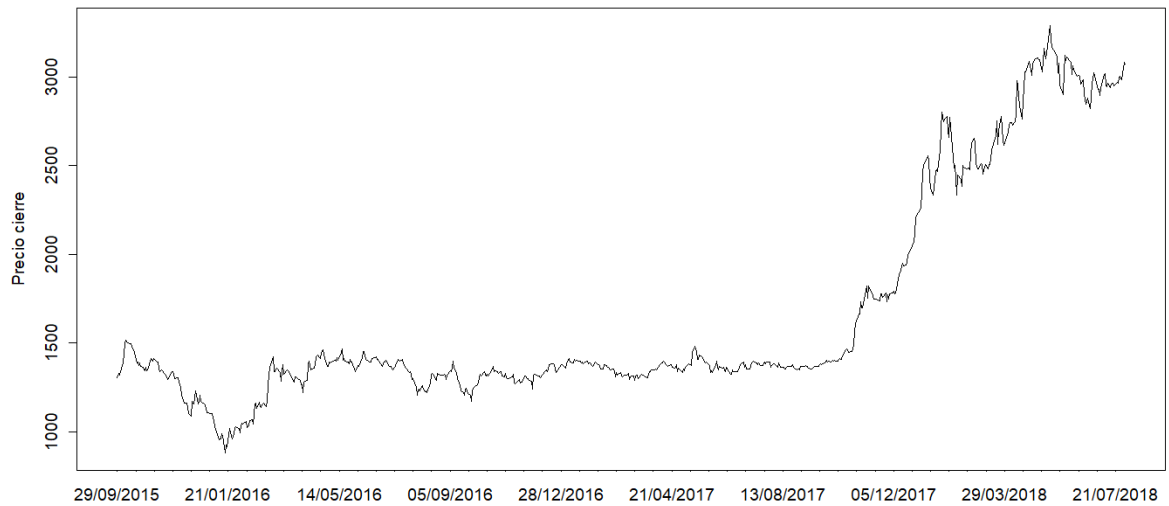
Grupo.Nutresa



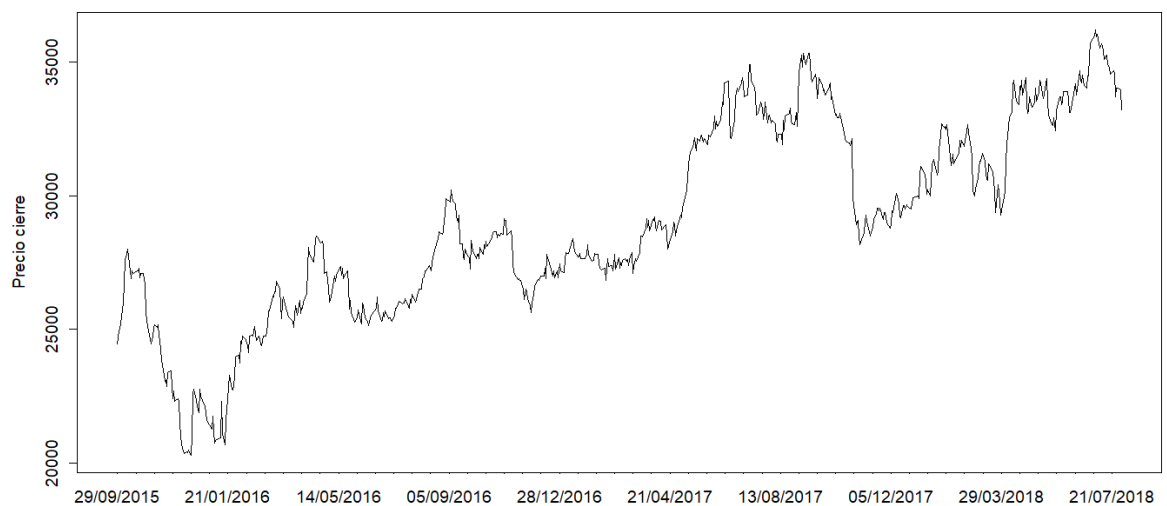
La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Anexo 4: Series Históricas de Precios – Periodos de 3 Años

Ecopetrol

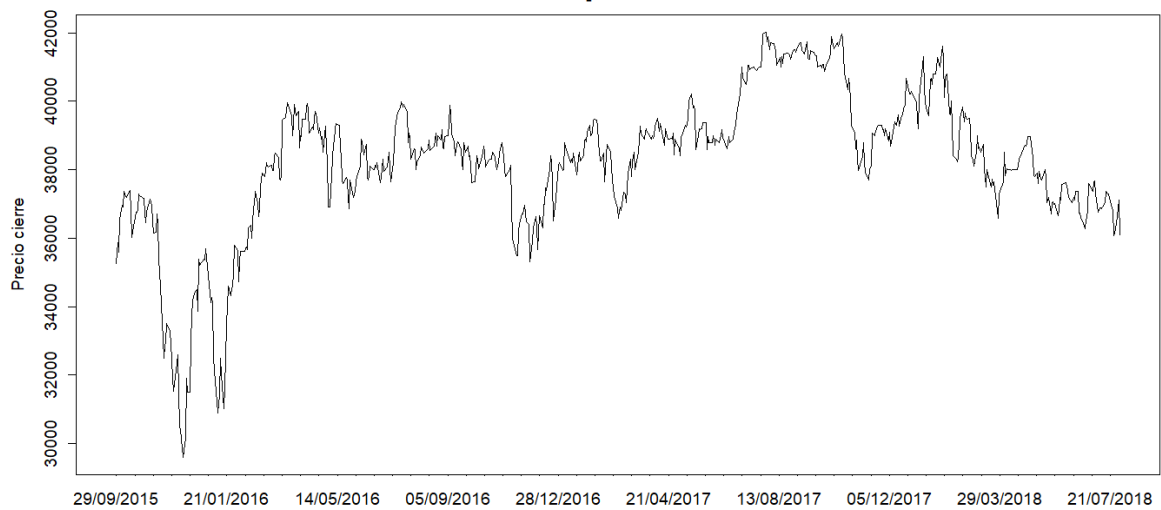


Preferencial.Bancolombia

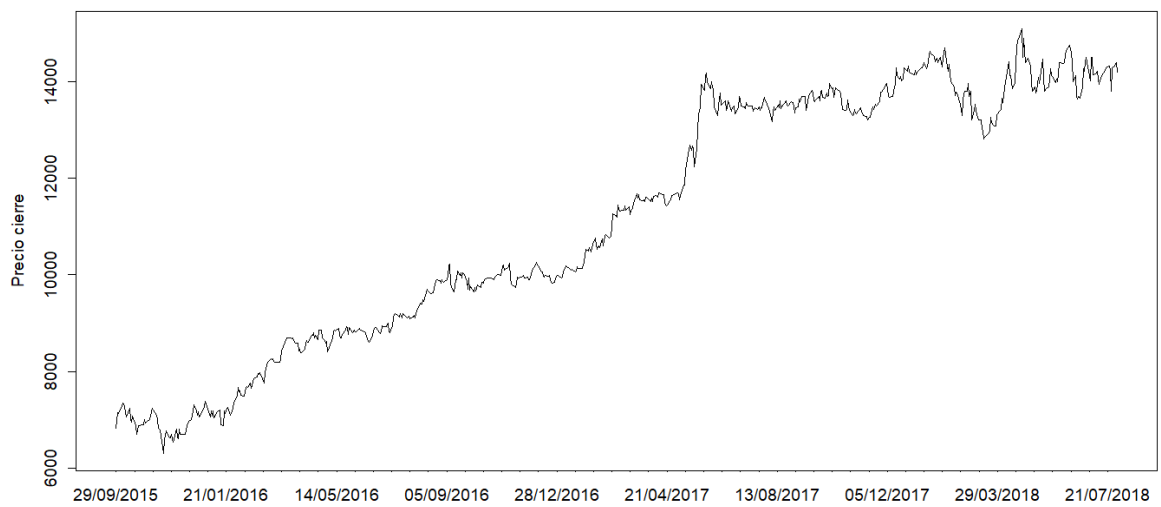


La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Grupo.Sura

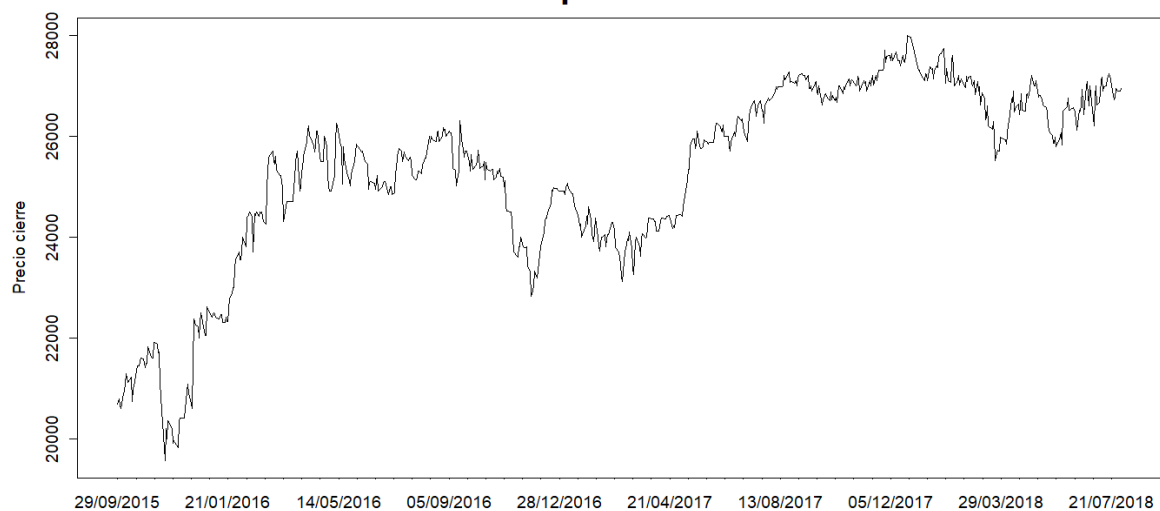


ISA



La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

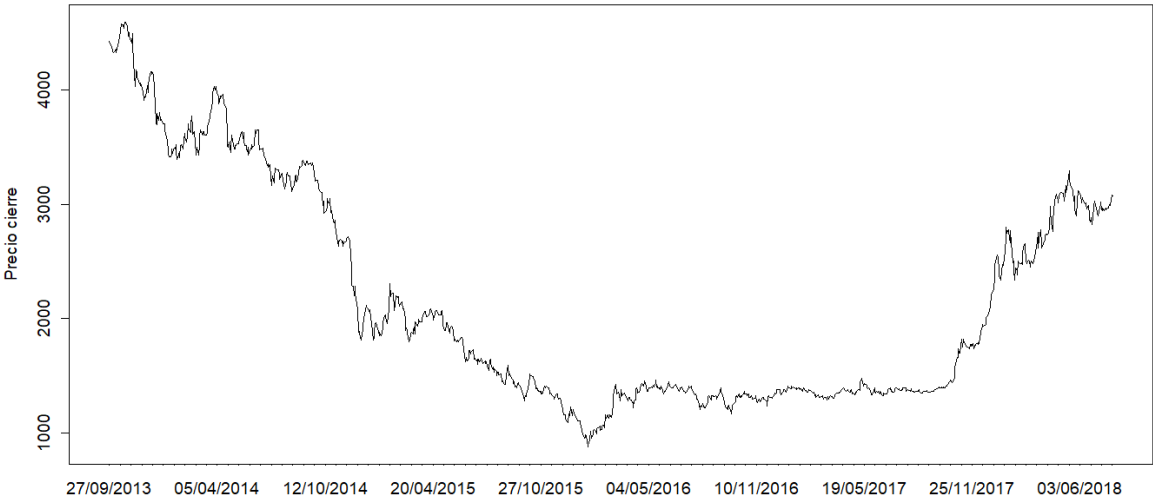
Grupo.Nutresa



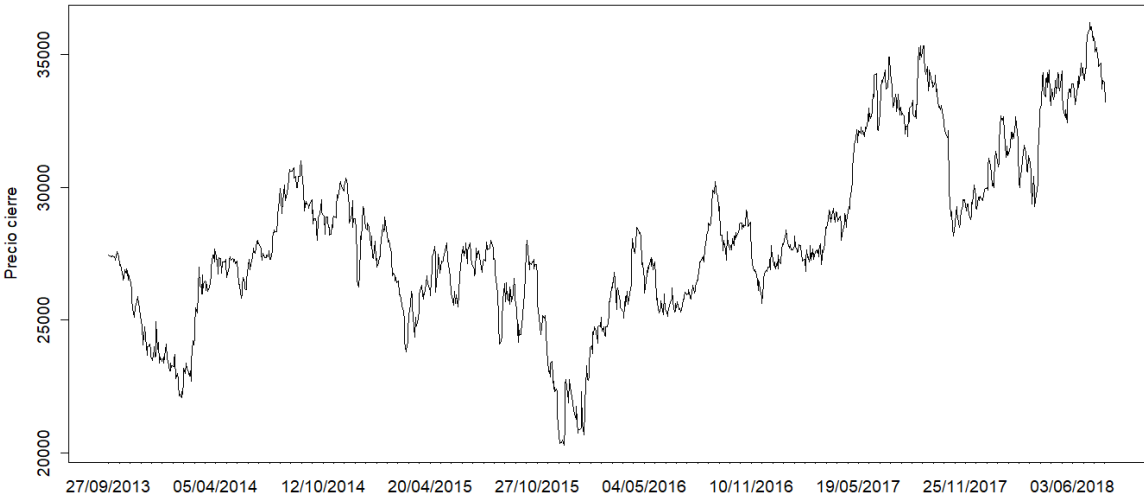
La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Anexo 5: Series Históricas de Precios – Periodos de 5 Años

Ecopetrol

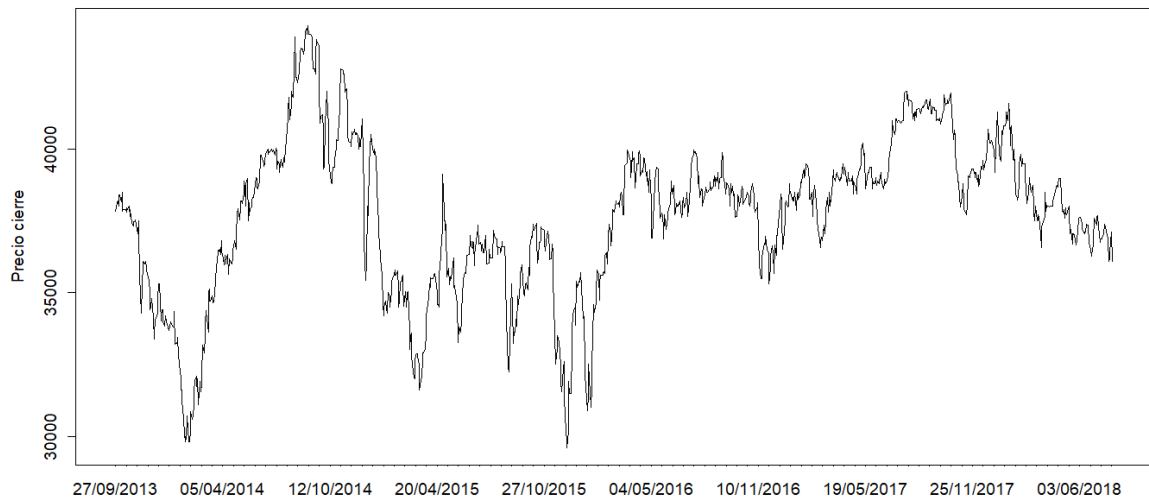


Preferencial.Bancolombia

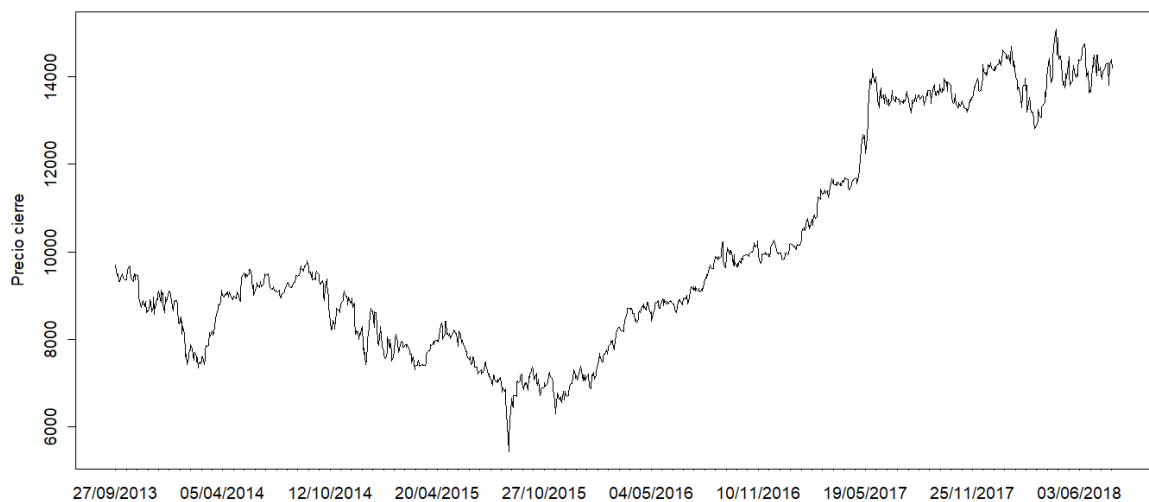


La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Grupo.Sura

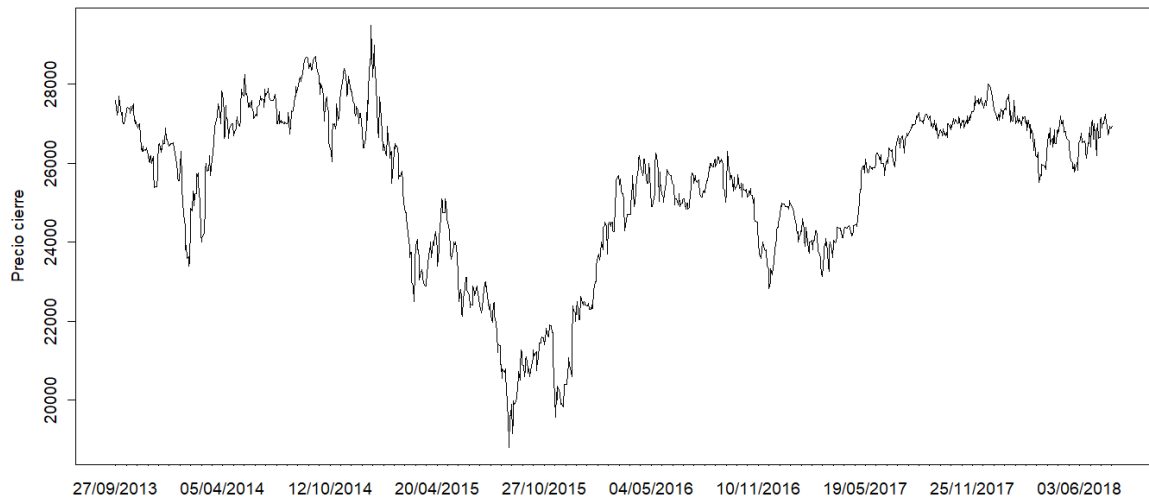


ISA



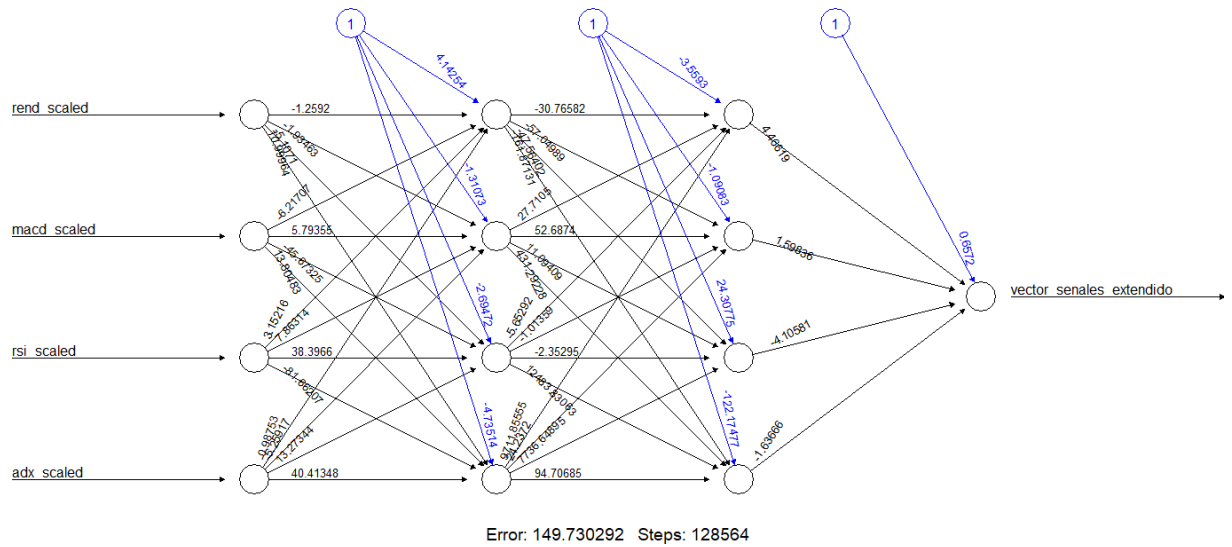
La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Grupo.Nutresa

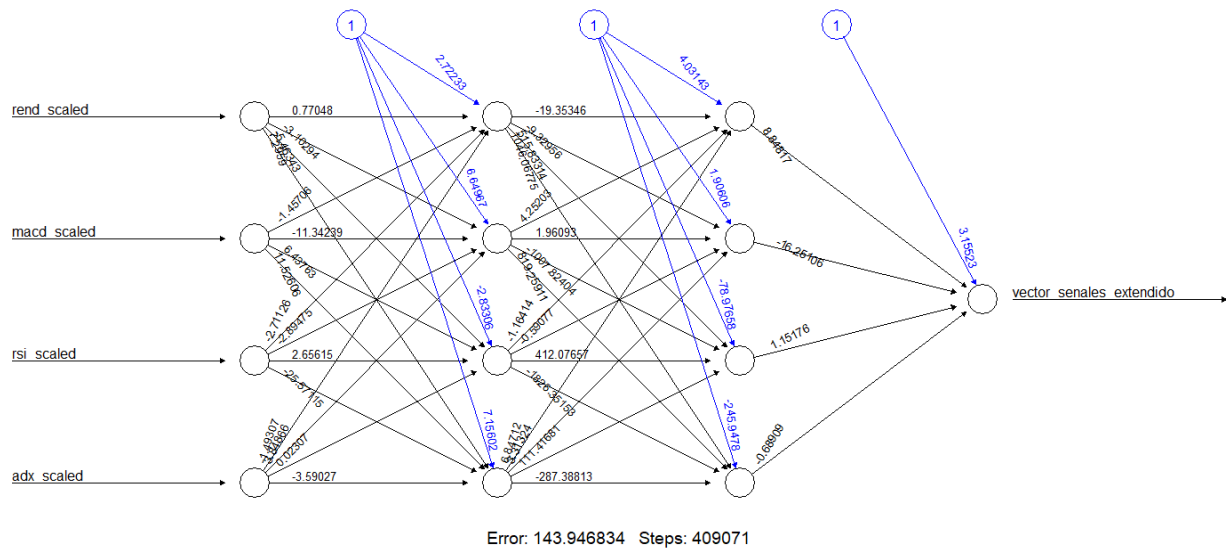


La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Anexo 6: Red Neuronal Ecopetrol

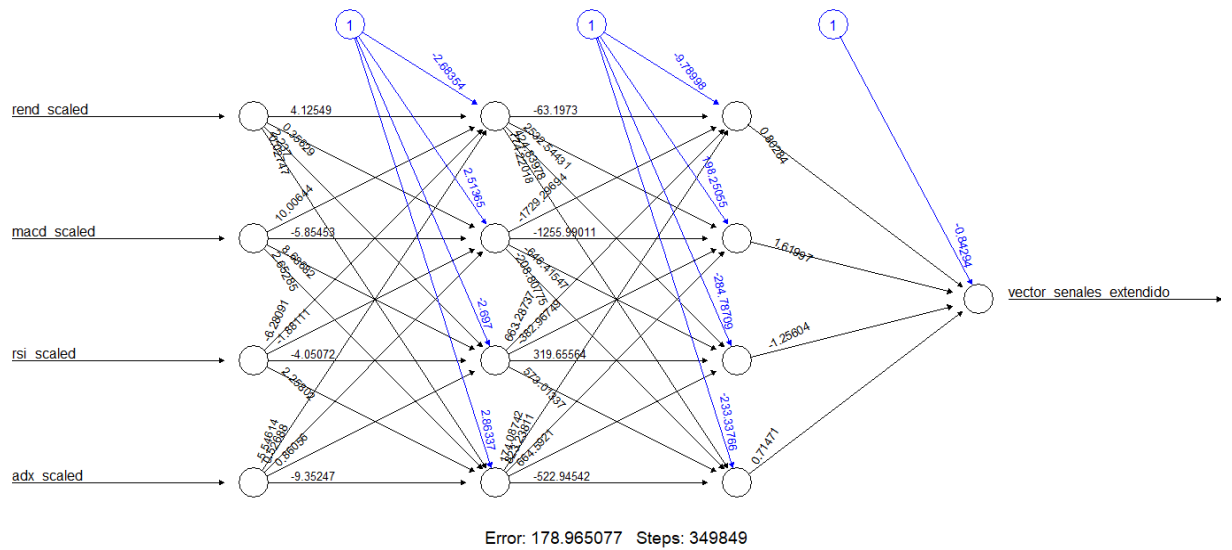


Anexo 7: Red Neuronal Preferencial Bancolombia

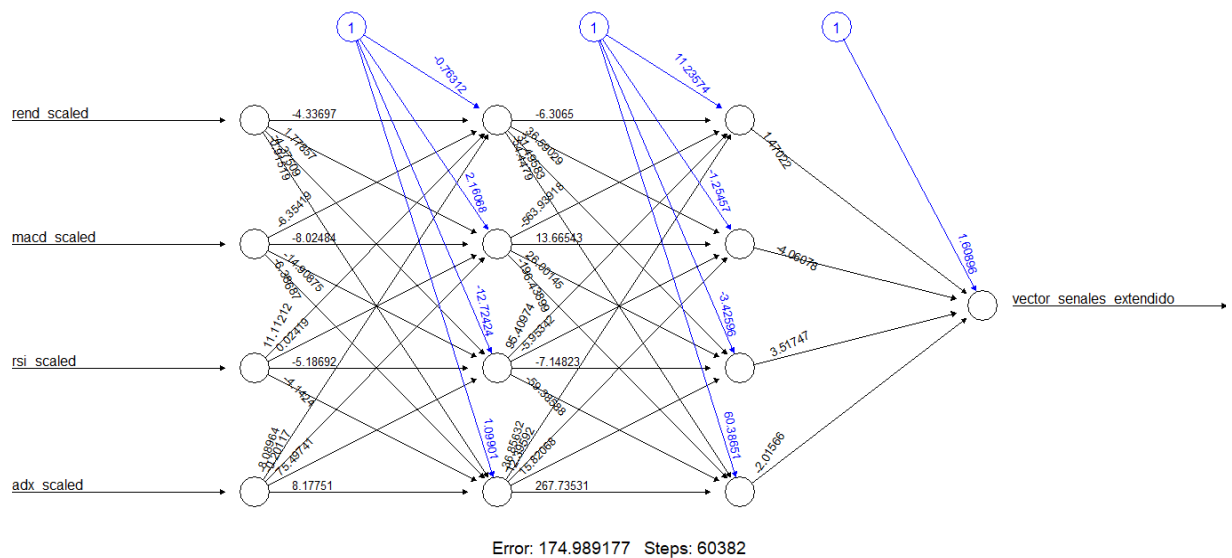


La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Anexo 8: Red Neuronal Grupo Sura

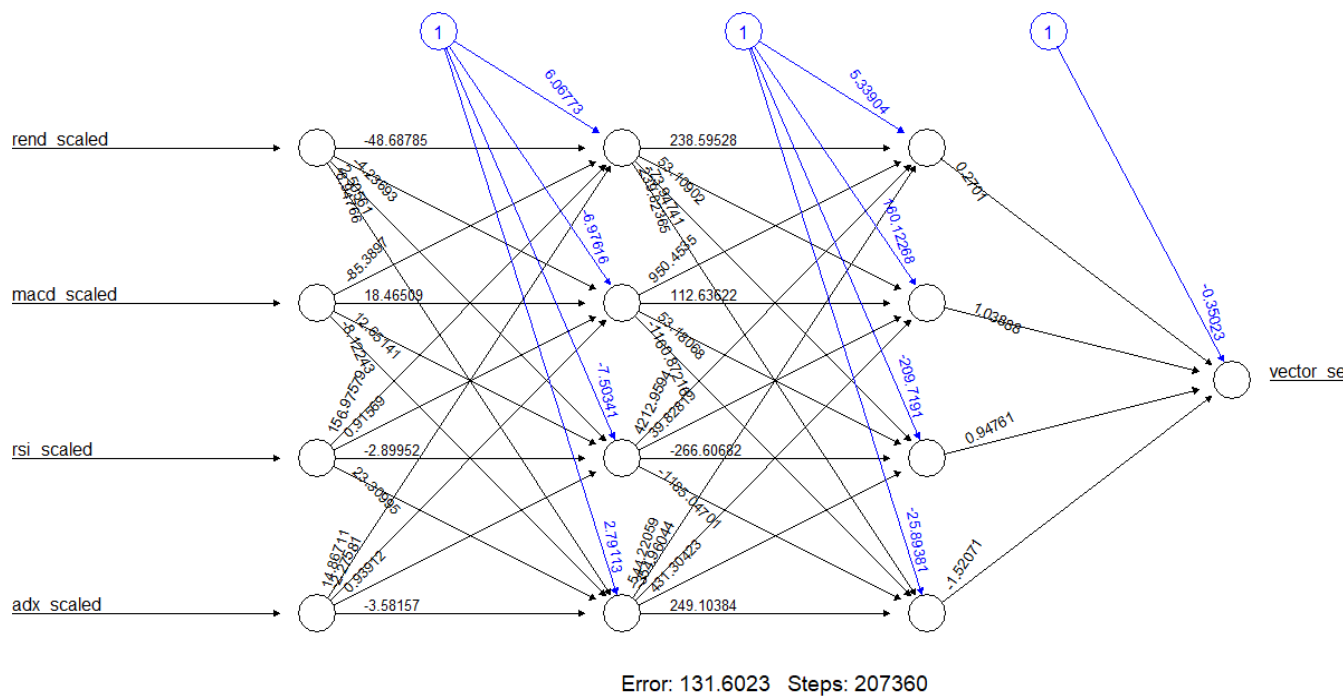


Anexo 9: Red Neuronal ISA



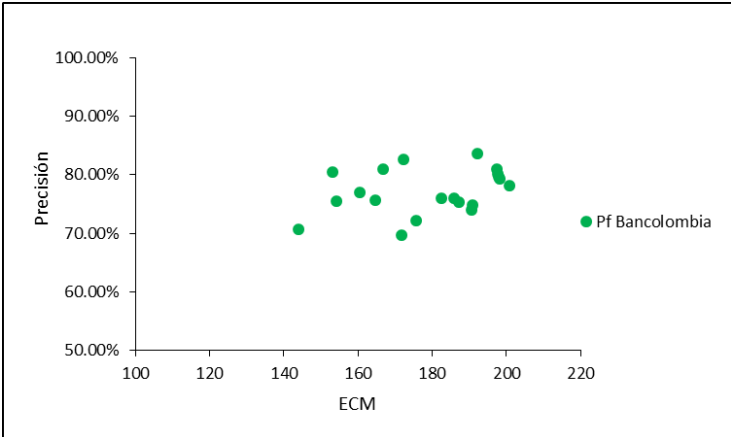
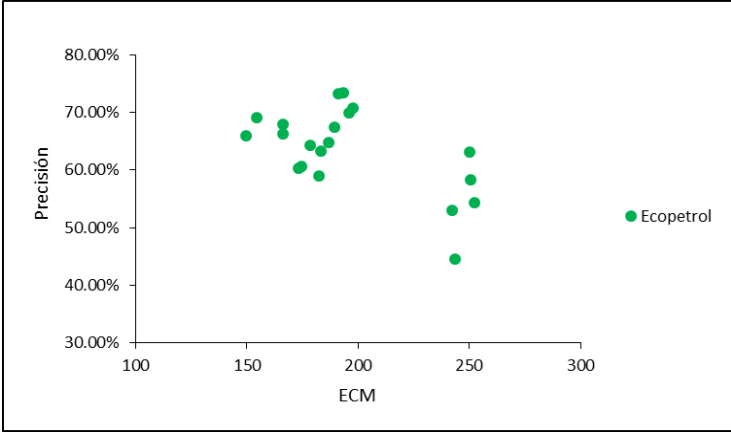
La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Anexo 10: Red Neuronal Grupo Nutresa

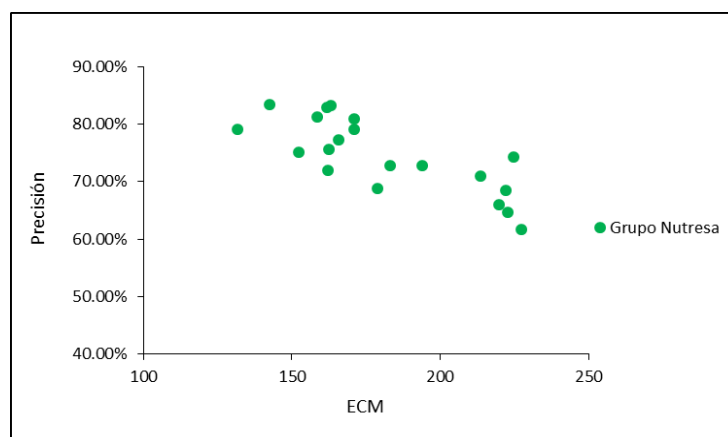
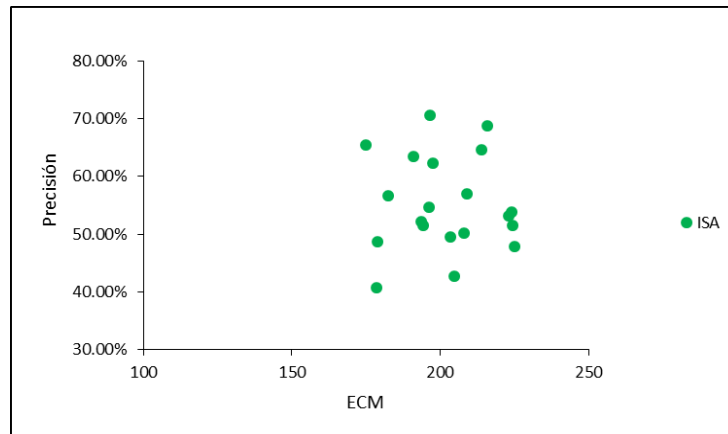
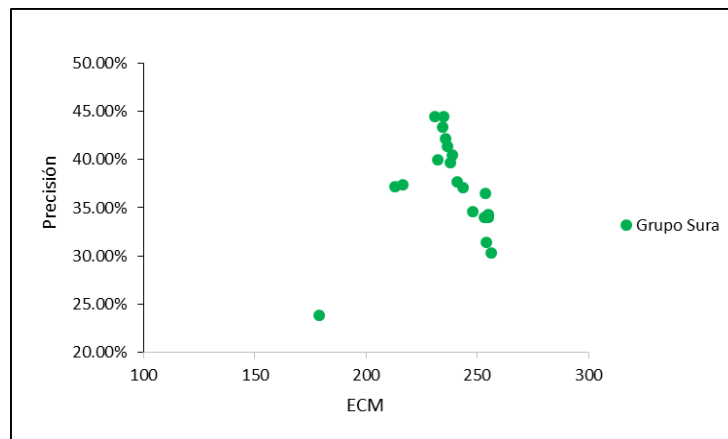


La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Anexo 11: ECM vs Precisión

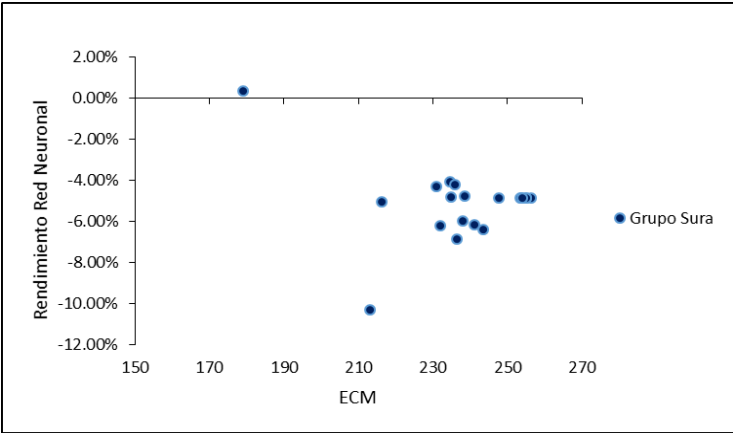
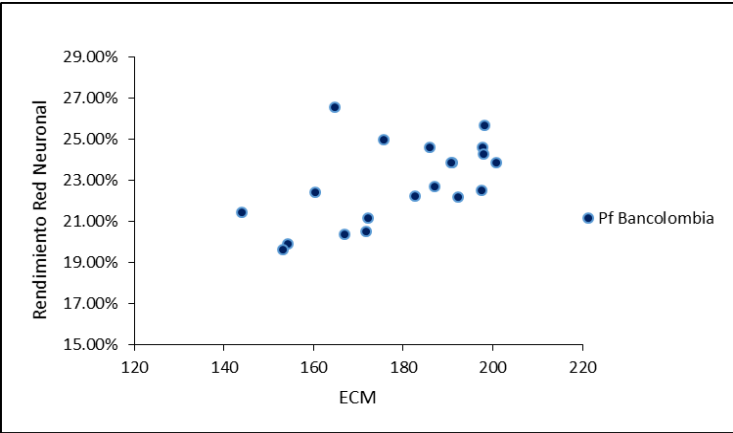
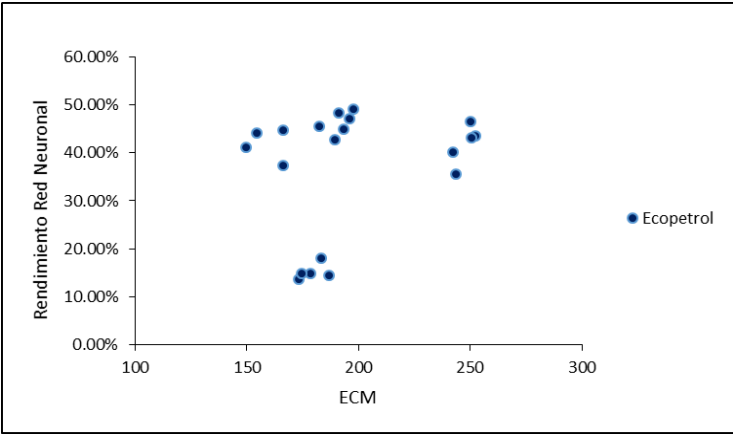


La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

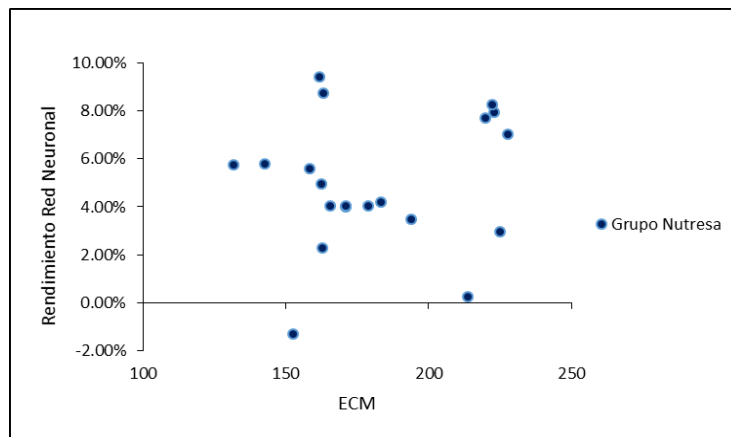
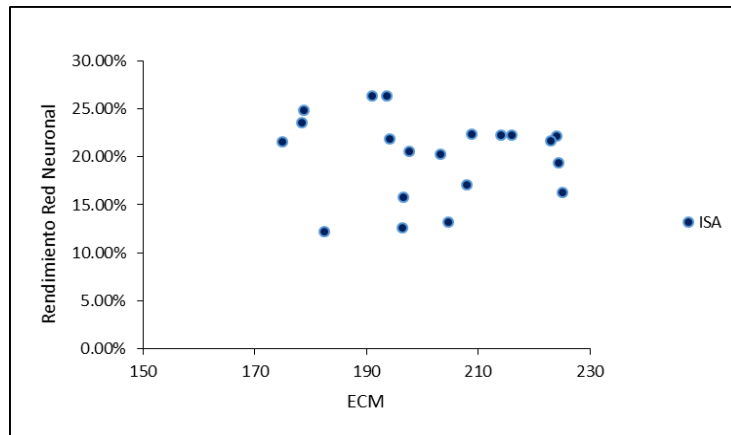


La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Anexo 12: ECM vs Rendimiento



La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.



Anexo 13: Código de Programación en R

Archivo adjunto

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.